ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΟΡΙΑΚΗΣ ΤΙΜΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΑΠΕΛΕΥΘΕΡΩΜΕΝΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Διατριβή που υπεβλήθη για την μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την απόκτηση Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης υπό,

Γκορτσίλα Κωνσταντίνο

Χανιά, Οκτώβριος 2006

© Copyright υπό Γκορτσίλα Κωνσταντίνο,
2005-2006

Η διατριβή του Γκορτσίλα Κωνσταντίνου εγκρίνεται από:

Κουϊκόγλου Βασίλειος

Νικολός Ιωάννης

Γεωργιλάκης Παύλος (επιβλέπων)

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ 1

1.1 ΑΝΑΓΚΕΣ ΠΟΥ ΟΔΗΓΗΣΑΝ ΣΤΗΝ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ 1
1.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 1
1.3 ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ 2

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 3

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ 3
2.2 ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 3
2.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 5
2.3.1 ΣΠΟΥΔΑΙΟΤΗΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 5
2.3.2 ΧΡΟΝΙΚΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 5
2.3.3 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΤΙΜΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 6
2.4 ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 7

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 10

3.1 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 10
3.1.1 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ 11
3.1.2 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ 13
3.1.3 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ 14
3.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 16
3.2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ 16
3.2.2 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ 16
3.2.3 ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 17
3.2.4 ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 18
3.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΤΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΜΕΡΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 18
3.4 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΤΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΒΔΟΜΑΔΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 19
3.5 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 20
3.5.1 ΑΠΛΟΪΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ 20
3.5.2 ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ 20

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 22

4.1 ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ ΤΟΥ ΠΡΟΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ 22
4.2 MATLAB 22
4.2.1 ΕΡΓΑΛΕΙΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΤΟΥ MATLAB 22
4.2.2 ΕΡΓΑΛΕΙΟ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΓΡΑΦΙΚΟΥ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ ΤΟΥ MATLAB 23
4.3 ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΤΟΥ MATLAB 23
4.3.1 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ 24

4.3.2 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ 25
4.4 ΓΡΑΦΙΚΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ 25
4.4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΩΝ ΚΑΙ ΑΡΙΘΜΟΥ ΚΡΥΦΩΝ ΣΤΡΩΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ 26
4.4.2 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ 27
4.4.3 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ 31

ΕΠΙΛΟΓΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 34

5.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΗΜΕΡΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 34
5.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΑΠΛΟΪΚΗ ΜΕΘΟΔΟ 35
5.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟ. 36
5.3.1 ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΡΩΤΟΥ ΒΑΘΜΟΥ 36
5.3.2 ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΔΕΥΤΕΡΟΥ ΒΑΘΜΟΥ 37
5.3.3 ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΤΡΙΤΟΥ ΒΑΘΜΟΥ 37
5.3.4 ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΤΕΤΑΡΤΟΥ ΒΑΘΜΟΥ 38
5.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 39
5.4.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΡΧΙΚΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ ΜΑΘΗΣΗΣ 39
5.4.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ 41
5.4.3 ΕΠΙΛΟΓΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ – ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ 43
5.4.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΛΗΘΟΥΣ ΚΡΥΦΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ 45
5.4.5 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ 48
5.5 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ 48

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΤΗΣ ΚΑΛΙΦΟΡΝΙΑΣ 50

6.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΗΜΕΡΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 50
6.1.1 ΗΜΕΡΑ ΑΝΟΙΞΗΣ 50
6.1.2 ΗΜΕΡΑ ΚΑΛΟΚΑΙΡΙΟΥ 53
6.1.3 ΗΜΕΡΑ ΦΘΙΝΟΠΩΡΟΥ 56
6.1.4 ΗΜΕΡΑ ΧΕΙΜΩΝΑ 58
6.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΕΒΔΟΜΑΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 60
6.2.1 ΕΒΔΟΜΑΔΑ ΑΝΟΙΞΗΣ 60
6.2.2 ΕΒΔΟΜΑΔΑ ΚΑΛΟΚΑΙΡΙΟΥ 62
6.2.3 ΕΒΔΟΜΑΔΑ ΦΘΙΝΟΠΩΡΟΥ 63
6.2.4 ΕΒΔΟΜΑΔΑ ΧΕΙΜΩΝΑ 64

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 66

7.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ 66
7.2 ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ 66

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 68

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 4.1. Δεδομένα εισόδου 24
Εικόνα 4.2. Παράθυρο διαλόγου dataload1 26
Εικόνα 4.3. Εσφαλμένη εισαγωγή δεδομένων 26
Εικόνα 4.4. Επιλογή αριθμού κρυφών στρωμάτων του νευρωνικού δικτύου 27
Εικόνα 4.5. Εισαγωγή χαρακτηριστικών για νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα 27
Εικόνα 4.6. Συνάρτηση μεταφοράς σκληρού ορίου 28
Εικόνα 4.7. Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς 28
Εικόνα 4.8. Λογαριθμική συνάρτηση μεταφοράς 29
Εικόνα 4.9. Εισαγωγή χαρακτηριστικών για νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα 30
Εικόνα 4.10. Φόρμα αποτελεσμάτων 32
Εικόνα 4.11. Αρχείο εξόδου results.xls 32

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.1. Εξισώσεις που περιγράφουν την εκάστοτε μέθοδο 21
Πίνακας 4.1. Συναρτήσεις μεταφοράς..... 29
Πίνακας 4.2. Συναρτήσεις εκπαίδευσης [2] 30
Πίνακας 4.3. Αρχείο εξόδου, results.out 31
Πίνακας 5.1. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές για της 29/3, με την απλοϊκή μέθοδο.. 36
Πίνακας 5.2. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα 41
Πίνακας 5.3. Χρόνοι εκπαίδευσης (σε δευτερόλεπτα) για κάθε μέθοδο εκπαίδευσης..... 43
Πίνακας 5.4. Σενάρια για συναρτήσεις ενεργοποίησης, για νευρωνικά δίκτυα με ένα και δύο κρυφά στρώματα 44
Πίνακας 5.5. Σενάρια για συνδυασμούς συναρτήσεων ενεργοποίησης, για νευρωνικά δίκτυα με ένα και δύο κρυφά στρώματα..... 44
Πίνακας 5.6. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των νευρώνων στο κρυφό στρώμα..... 46
Πίνακας 5.7. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα..... 47
Πίνακας 5.8. Χαρακτηριστικά βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα 48
Πίνακας 5.9. Χαρακτηριστικά βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα 48
Πίνακας 5.10. Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης 49
Πίνακας 6.1. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη στις 25/5/1999 51
Πίνακας 6.2. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη στης 25/5/1999 51
Πίνακας 6.3. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη τις 25/8/1999 53
Πίνακας 6.4. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη στης 25/8/1999 54
Πίνακας 6.5. Χαρακτηριστικά του βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για ημέρα πρόβλεψης 24/11/1999 56
Πίνακας 6.6. Βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα για ημέρα πρόβλεψης 24/11/1999..... 56
Πίνακας 6.7. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη της ημέρας 24/12/1999 58
Πίνακας 6.8. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη της ημέρας 24/12/1999..... 58

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 2.1. Συνάρτηση ζήτησης 3
Σχήμα 2.2. Συνάρτηση προσφοράς..... 4
Σχήμα 2.3. Ισορροπία αγοράς..... 4
Σχήμα 2.4. Αναπαράσταση αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας..... 5
Σχήμα 2.5. Χρονικό πλαίσιο πρόβλεψης τιμών για τη μέρα d 6
Σχήμα 2.6. Ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνια για το έτος 1999 6
Σχήμα 2.7. Ωριαία ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνιας για το έτος 1999 7
Σχήμα 3.1. Μαθηματικό μοντέλο νευρώνα 11
Σχήμα 3.2. Φιλοσοφία λειτουργίας νευρωνικού δικτύου 11
Σχήμα 3.3. Νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης αρχιτεκτονικής 3-3-2 12
Σχήμα 3.4. Σήματα εισόδου/εξόδου του 2^{ου} νευρώνα του 2^{ου} στρώματος 12
Σχήμα 3.5. Πρόβλεψη ΟΤΣ της επόμενης μέρας με νευρωνικά δίκτυα (DAPFM, Day-ahead Price Forecasting Methodology) 18
Σχήμα 3.6. Πρόβλεψη ΟΤΣ για την επόμενη εβδομάδα (Week-ahead Price Forecasting Methodology, WAPFM) 19
Σχήμα 3.7. Πρόβλεψη ΟΤΣ με την απλοϊκή μέθοδος ως προς την πραγματική ΟΤΣ, για την ημέρα 02/01/1999 στην αγορά της Καλιφόρνια..... 20
Σχήμα 4.1. Διάγραμμα ροής 23
Σχήμα 5.1. Τιμές ΟΤΣ, Ιανουαρίου 1999 για την αγορά της Καλιφόρνιας..... 34
Σχήμα 5.2. ΟΤΣ από 29/3/1999-4/4/1999 για την αγορά της Καλιφόρνιας..... 35
Σχήμα 5.3. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για την ημερομηνία 29/3 έως 4/4 35
Σχήμα 5.4. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση δευτέρου βαθμού..... 37
Σχήμα 5.5. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση τρίτου βαθμού 38
Σχήμα 5.6. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού..... 38
Σχήμα 5.7. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τις εβδομάδες εκπαίδευσης, για νευρωνικό με ένα κρυφό στρώμα..... 40
Σχήμα 5.8. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τις εβδομάδες εκπαίδευσης, για νευρωνικό με δύο κρυφά στρώματα..... 41
Σχήμα 5.9. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης, για νευρωνικό με ένα κρυφό στρώμα..... 42
Σχήμα 5.10. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης, για νευρωνικό με δύο κρυφά στρώματα..... 42
Σχήμα 5.11. Χρόνος εκπαίδευσης σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης για νευρωνικά δίκτυα ενός και δύο κρυφών στρωμάτων 43
Σχήμα 5.12. Συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης για νερωνικό δίκτυο με ένα κρυφο στρώμα (η πάνω συνάρτηση αναφέρεται στο στρώμα εξόδου) 45
Σχήμα 5.13. Συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης για νερωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα (η πάνω συνάρτηση αναφέρεται στο στρώμα εξόδου) 45
Σχήμα 5.14. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα..... 46
Σχήμα 5.15. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα..... 47
Σχήμα 6.1. Πραγματικές τιμές για τις 25/5/1999, στην αγορά της Καλιφόρνιας..... 50
Σχήμα 6.2. Προβλεπόμενες τιμές για τις 25/5/99 με χρήση νευρωνικού δικτύου δύο κρυφών στρωμάτων 51
Σχήμα 6.3. Προβλεπόμενες τιμές για τις 25/5/99 με την απλοϊκή μέθοδο..... 52

Σχήμα 6.4. Σφάλμα πρόβλεψης για 25/5/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας 52
Σχήμα 6.5. Πρόβλεψη νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για τις 25/8/1999..... 53
Σχήμα 6.6. Πρόβλεψη με νευρωνικό δίκτυο δύο κρυφών στρωμάτων για τις 25/8/1999 της αγοράς της Καλιφόρνιας 54
Σχήμα 6.7. Ημερήσια πρόβλεψη με τις πολυωνυμικές μεθόδους για την 25/8/1999..... 55
Σχήμα 6.8. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για τις 25/8/99 της αγοράς της Καλιφόρνιας 55
Σχήμα 6.9. Σφάλμα πρόβλεψης για 25/8/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας 55
Σχήμα 6.10. Γραφική παράσταση των τιμών πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου με ένα και δύο κρυφά στρώματα σε σχέση με τις πραγματικές τιμές για τις 24/11/1999 57
Σχήμα 6.11. Τιμές πρόβλεψης με την απλοϊκή μέθοδο για τις 24/11/1999, της αγοράς της Καλιφόρνιας 57
Σχήμα 6.12. Σφάλμα πρόβλεψης για 24/11/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας 58
Σχήμα 6.13. Ημερήσια πρόβλεψη με τις πολυωνυμικές μεθόδους για την 25/12/1999..... 59
Σχήμα 6.14. Τιμές πρόβλεψης με την απλοϊκή μέθοδο για τις 25/12/1999, της αγοράς της Καλιφόρνιας 59
Σχήμα 6.15. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ημερήσιων σφαλμάτων για τα μοντέλα πρόβλεψης 60
Σχήμα 6.16. Πρόβλεψη νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999 60
Σχήμα 6.17. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999 61
Σχήμα 6.18. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999 61
Σχήμα 6.19. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 25/8/1999-31/8/1999 62
Σχήμα 6.20. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 25/8/1999-31/8/1999 62
Σχήμα 6.21. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 24/11/1999-30/11/1999 63
Σχήμα 6.22. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 24/11/1999-30/11/1999 63
Σχήμα 6.23. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 25/12/1999-31/12/1999 64
Σχήμα 6.24. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 25/12/1999-31/12/1999 64

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα εργασία αποτελεί τη Διπλωματική μου Εργασία στα πλαίσια των σπουδών μου στο Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης. Η εκπόνησή της ξεκίνησε το Μάϊο του 2006 και ολοκληρώθηκε τον Οκτώβριο του 2006, υπό την επίβλεψη του Επίκουρου Καθηγητή κ. Γεωργιλάκη Παύλου.

Με την ευκαιρία της παρουσίασης της εργασίας μου αυτής, θεωρώ χρέος μου να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όσους συνέβαλαν αποφασιστικά στην όλη μου προσπάθεια. Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα Καθηγητή μου κ. Γεωργιλάκη Παύλο, ο οποίος μου έδωσε τη δυνατότητα να ασχοληθώ με το αντικείμενο της πρόβλεψης της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας και με την καθοδήγηση και τις πολύτιμες συμβουλές που παρείχε, καλλιέργησε άρτιο κλίμα συνεργασίας σε όλη την πορεία της εργασίας, υπογράφοντας την επιτυχή της ολοκλήρωση.

Ένα πολύ μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένειά μου είναι το λιγότερο που θα μπορούσα να πω στους ανθρώπους εκείνους, η διαρκή υποστήριξη των οποίων στο διάστημα των χρόνων της φοίτησής μου στο Πολυτεχνείο επιβεβαίωσε για άλλη μία φορά ότι είναι πάντα δίπλα μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή παρουσιάζει την ανάπτυξη μεθοδολογίας για τη πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε περιβάλλον απελευθερωμένης αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση νευρωνικών δικτύων. Στόχος της εργασίας είναι η δημιουργία ενός μοντέλου που θα παρέχει αξιόπιστες προβλέψεις.

Στα πλαίσια της εργασίας αναπτύχθηκε κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού MATLAB όπου το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται και παράγει προβλεπόμενες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα δημιουργήθηκε κατάλληλο γραφικό περιβάλλον ώστε ο χρήστης να μπορεί να ορίσει εύκολα την επιθυμητή αρχιτεκτονική και τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου. Επιπρόσθετα η προτεινόμενη μεθοδολογία νευρωνικού δικτύου συγκρίθηκε με άλλες μεθοδολογίες και τα αποτελέσματα που προέκυψαν αποδεικνύουν την αξιοπιστία της προτεινόμενης τεχνικής πρόβλεψης. Έγιναν προσομοιώσεις για τυχαίες βδομάδες από όλες τις εποχές του χρόνου, όπως επίσης και για συγκεκριμένες ημέρες.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Νευρωνικά Δίκτυα, Πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, Πολυωνυμική μέθοδος, Γραφικό περιβάλλον

ABSTRACT

This thesis presents the development of a methodology to forecast the market clearing prices in deregulated electricity markets through the use of artificial neural networks. Its main objective relies on the development of a model that will provide reliable forecast results.

In the framework of the present thesis, a neural network algorithm is developed using the MATLAB package. The neural network is trained and tested in forecasting day-ahead market clearing prices. Further more a graphical user interface is developed, in order the user to have the capability to define the desirable neural network's architecture and parameters. Additionally the proposed neural network methodology is compared with other forecasting models. The reliability of the proposed methodology is verified by the results. The model was also used to predict market clearing prices by randomly selected weeks and days of the year.

KEYWORDS

Neural Networks, Day ahead electric price forecasting, Curve fitting, Graphical user interface

1ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στην παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή αναπτύσσεται μεθοδολογία νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της οριακής τιμής συστήματος σε περιβάλλον απελευθερωμένης αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Θα διερευνηθούν εναλλακτικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων και θα επιλεγεί η βέλτιστη αρχιτεκτονική, δηλαδή εκείνη με το μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης τόσο για τις τυπικές όσο και για τις ειδικές ημέρες του έτους. Τέλος, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πρόβλεψης σε αγορές ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση πραγματικών δεδομένων και συγκρίνονται με άλλες μεθόδους πρόβλεψης.

1.1 ΑΝΑΓΚΕΣ ΠΟΥ ΟΔΗΓΗΣΑΝ ΣΤΗΝ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ

Η πρόβλεψη της οριακής τιμής του συστήματος (ΟΤΣ) είναι αναγκαία τόσο για τους παραγωγούς, όσο για τους εμπόρους λιανικής και τους μεγάλους καταναλωτές. Οι παραγωγοί και οι καταναλωτές χρησιμοποιούν προβλέψεις της ΟΤΣ της επόμενης μέρες για να λάβουν τις αντίστοιχες στρατηγικές προσφοράς στην αγορά της ηλεκτρικής ενέργειας. Έτσι, η ακριβής πρόβλεψη της ΟΤΣ είναι κρίσιμη για τους παραγωγούς και τους εμπόρους λιανικής ώστε να μεγιστοποιήσουν τα κέρδη τους και για τους μεγάλους καταναλωτές για να μεγιστοποιήσουν τις ωφέλειες τους.

Με την εισαγωγή ανταγωνισμού στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας έγινε το επίκεντρο όλων των δραστηριοτήτων στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Τα τελευταία χρόνια, η ηλεκτρική ενέργεια εμπορεύεται σαν αγαθό στις διάφορες απελευθερωμένες αγορές. Όμως, η ηλεκτρική ενέργεια παρουσιάζει κάποιες ιδιαιτερότητες σε σχέση με άλλα αγαθά. Για παράδειγμα, η ηλεκτρική ενέργεια δε μπορεί να αποθηκευτεί με τρόπο οικονομικό, και η συμφόρηση του δικτύου μεταφοράς ίσως να εμποδίζει την ελεύθερη συναλλαγή μεταξύ διαφορετικών επιλογών.

1.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Οι μεταβολές στην τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας εμφανίζουν μεγάλη αστάθεια, έτσι η εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψης που κυριαρχούν σε αγορές άλλων αγαθών μπορούν να παρουσιάσουν μεγάλο σφάλμα. Παρόλα αυτά η εκτεταμένη έρευνα προς αυτή την κατεύθυνση βελτίωσε τα αποτελέσματα των προβλέψεων. Τα μοντέλα πρόβλεψης, που χρησιμοποιούνται σήμερα, μελετώντας τη συμπεριφορά της εκάστοτε αγοράς κατά το παρελθόν και με κατάλληλες τροποποιήσεις στη λειτουργία τους, παράγουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

1.3 ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Τα κεφάλαια της εργασίας έχουν την ακόλουθη δομή:

Στο **Κεφάλαιο 2** γίνεται ιδιαίτερη αναφορά στην πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Αναφέρονται τα χαρακτηριστικά των απελευθερωμένων αγορών ηλεκτρικής ενέργειας και πώς αυτά επηρεάζουν την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Στη συνέχεια παρουσιάζεται αναλυτικά η σπουδαιότητα της πρόβλεψης, το χρονικό πλαίσιο αυτής καθώς και τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Όλα τα παραπάνω συντελούν στη δομή του μοντέλου που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής. Τέλος, γίνεται μια ανασκόπηση άλλων μεθόδων πρόβλεψης τιμής ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο **Κεφάλαιο 3** αναλύεται περαιτέρω η δομή του μοντέλου πρόβλεψης. Αναφέρονται ορισμένα γενικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων καθώς και χρήσεις τους σε άλλους τομείς. Στη συνέχεια, η μελέτη επικεντρώνεται στην πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση νευρωνικών δικτύων, στην αρχιτεκτονική του προτεινόμενου νευρωνικού δικτύου, στην ακρίβεια της πρόβλεψης καθώς και στις παραμέτρους που επηρεάζουν την τιμή της. Στο ίδιο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στη μεθοδολογία που χρησιμοποιείται ώστε να πραγματοποιηθεί πρόβλεψη τιμής για την επόμενη μέρα, καθώς και για την πρόβλεψη τιμής για την επόμενη βδομάδα. Τέλος, αναφέρονται περιληπτικά άλλες μέθοδοι για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας και συγκρίνονται με το νευρωνικό δίκτυο.

Στο **4^{ο} Κεφάλαιο** αναλύεται το λογισμικό που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Αναφέρονται τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξή του, καθώς και ο τρόπος χρήσης του.

Στο **Κεφάλαιο 5** γίνεται επιλογή του βέλτιστου νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας ένα ενδεικτικό μέρος των δεδομένων εισόδου. Τα αποτελέσματα της μεθόδου συγκρίνονται με τα αντίστοιχα των δύο άλλων μεθόδων πρόβλεψης.

Στο **Κεφάλαιο 6** γίνεται πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας με νευρωνικά δίκτυα σε απελευθερωμένη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση πραγματικών δεδομένων. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου συγκρίνονται με αυτά των άλλων μεθόδων πρόβλεψης.

Στο **Κεφάλαιο 7** πραγματοποιείται πρόβλεψη και σύγκριση για άλλη απελευθερωμένη αγορά.

Τέλος, στο **Κεφάλαιο 8** παρατίθενται τα γενικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τις αναλύσεις και εφαρμογές των προηγούμενων κεφαλαίων.

2ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

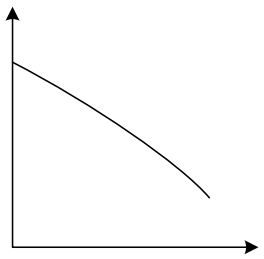
2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο, η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας είναι αναγκαία τόσο για τους παραγωγούς, όσο για τους έμπορους λιανικής και τους μεγάλους καταναλωτές. Για να μπορέσει να γίνει περισσότερο κατανοητή η αναγκαιότητα αυτή πρέπει να γίνει περαιτέρω ανάλυση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Στην ακόλουθη παράγραφο αναφέρεται αναλυτικά ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιούνται οι συναλλαγές στην αγορά της ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και τις ιδιαιτερότητες που αυτή παρουσιάζει.

2.2 ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

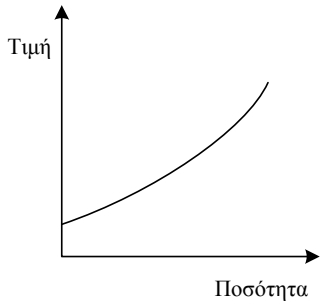
Για να γίνει κατανοητή η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας είναι απαραίτητη η γνώση των βασικών αρχών της οικονομίας. Παρακάτω θα γίνει μια συνοπτική παρουσίαση των αρχών αυτών.

Η αγορά, απλοϊκά, μπορεί να χαρακτηριστεί ως ο τόπος που συναντιώνται οι αγοραστές και οι πωλητές για να δουν αν μπορούν να κάνουν αγοροπωλησίες. Η λειτουργία της αγοράς βασίζεται στο συνδυασμό δύο μοντέλων, του καταναλωτή και του παραγωγού ή αλλιώς της προσφοράς και της ζήτησης. Το μοντέλο του καταναλωτή παρουσιάζεται γραφικά με την καμπύλη ζήτησης (Σχήμα 2.1).



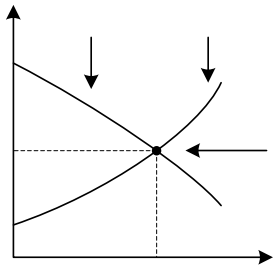
Σχήμα 2.1. Συνάρτηση ζήτησης

Από το παραπάνω σχήμα (Σχήμα 2.1), παρατηρείται ότι όσο μεγαλώνει η τιμή του προς πώληση προϊόντος τόσο ελαττώνεται η ζήτηση (ποσότητα). Αντίστοιχα με την καμπύλη ζήτησης υπάρχει η καμπύλη αγοράς (Σχήμα 2.2). Σε αυτήν παρατηρείται το αντίστροφο φαινόμενο, δηλαδή, όσο η ανεβαίνει η προσφορά (ποσότητα) τόσο αυξάνεται και η τιμή του προϊόντος. Ο παραγωγός προσπαθεί να πουλήσει όσο πιο ακριβά γίνεται, ενώ αντίστροφα ο καταναλωτής να αγοράσει όσο πιο φτηνά γίνεται.



Σχήμα 2.2. Συνάρτηση προσφοράς

Η *τιμή ισορροπίας* είναι τέτοια ώστε η ποσότητα που είναι πρόθυμοι να προσφέρουν οι παραγωγοί είναι ίση με την ποσότητα που επιθυμούν να αποκτήσουν οι καταναλωτές. Δηλαδή, είναι το σημείο τομής των καμπυλών προσφοράς και ζήτησης (Σχήμα 2.3).



Σχήμα 2.3. Ισορροπία αγοράς

Τα παραπάνω ισχύουν σε όλες τις αγορές αγαθών και υπηρεσιών. Θεωρώντας την ηλεκτρική ενέργεια ως αγαθό, η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας ταυτίζεται με το παραπάνω μοντέλο. Ωστόσο, η ηλεκτρική ενέργεια παρουσιάζει σημαντικές διαφορές σε σχέση με τα άλλα αγαθά. Οι διαφορές αυτές έχουν σημαντική επίδραση στην οργάνωση και στους κανόνες των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας.

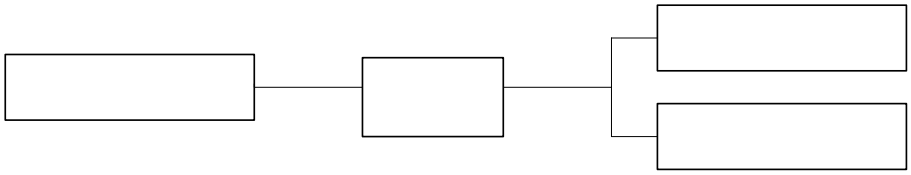
Η πιο σημαντική διαφορά είναι ότι η ηλεκτρική ενέργεια συνδέεται με ένα φυσικό σύστημα το οποίο λειτουργεί πολύ πιο γρήγορα από οποιαδήποτε αγορά. Η ευαισθησία αυτού του συστήματος είναι ζωτικής σημασίας, καθώς η μη διατήρηση της ισορροπίας προσφοράς και ζήτησης μπορεί να οδηγήσει στην κατάρρευσή του με καταστροφικές συνέπειες, αφού μια ολόκληρη περιοχή θα μείνει χωρίς ηλεκτρική ενέργεια.

Καμπύλη ζήτησης

Τιμή

Μια δεύτερη διαφορά μεταξύ της ηλεκτρικής ενέργειας και των άλλων αγαθών, είναι ότι η ηλεκτρική ενέργεια που παράγεται από μια μονάδα παραγωγής δε μπορεί να κατευθυνθεί προς ένα συγκεκριμένο καταναλωτή. Παρόμοια, ένας καταναλωτής δεν προμηθεύεται ενέργεια από μια μόνο μονάδα παραγωγής. Η παραγόμενη ενέργεια όλων των μονάδων παραγωγής συγκεντρώνεται, έτσι η αγορά λειτουργεί σύμφωνα με τη μέγιστη παραγωγική ικανότητα και τη μέγιστη συνολική ζήτηση.

Μια τρίτη ιδιαιτερότητα της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ότι δεν μπορεί να αποθηκευτεί με τρόπο οικονομικό. Ενώ η ζήτηση παρουσιάζει προβλέψιμες ημερήσιες και εβδομαδιαίες μεταβολές, η παραγωγή πρέπει να είναι πάντα σε θέση να καλύψει τυχόν απότομες μεταβολές της.



Σχήμα 2.4. Αναπαράσταση αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας

Σε μία απελευθερωμένη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, οι παραγωγοί υποβάλλουν στο διαχειριστή της αγοράς τις προσφορές τους για πώληση ποσοτήτων ηλεκτρικής ενέργειας με τις αντίστοιχες ελάχιστες τιμές πώλησης, οι έμποροι λιανικής και οι μεγάλοι καταναλωτές υποβάλλουν στο διαχειριστή της αγοράς τις προσφορές τους για αγορά ποσοτήτων ηλεκτρικής ενέργειας με τις αντίστοιχες μέγιστες τιμές αγοράς. Στη συνέχεια, ο διαχειριστής κάνει εκκαθάριση της αγοράς οπότε προκύπτουν οι ωριαίες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας (οριακές τιμές συστήματος, ΟΤΣ) και οι αποδεκτές προσφορές αγοράς και πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας (Σχήμα 2.4).

2.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

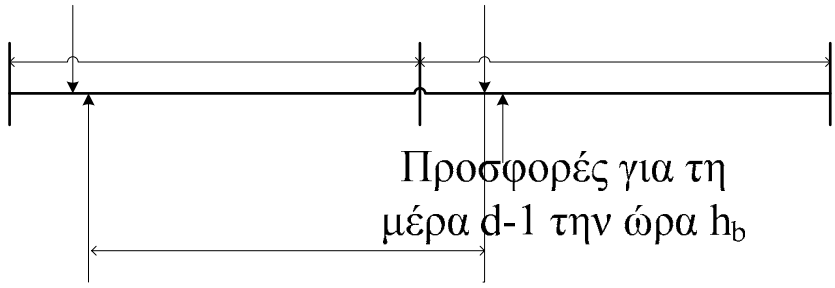
2.3.1 Σπουδαιότητα πρόβλεψης

Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας είναι απαραίτητη τόσο για τις εταιρίες παραγωγής προκειμένου να κάνουν τον προγραμματισμό της παραγωγής τους έτσι ώστε να παράγουν ηλεκτρική ενέργεια στο ελάχιστο κόστος, όσο για του εμπόρους λιανικής και τους μεγάλους καταναλωτές ώστε να καθορίσουν την στρατηγική τους για να προμηθευτούν την ενέργεια που χρειάζονται με τη χαμηλότερη τιμή.

2.3.2 Χρονικό πλαίσιο πρόβλεψης

Το χρονικό πλαίσιο της πρόβλεψης των οριακών τιμών του συστήματος της επόμενης μέρας (ημέρα d) φαίνεται στο Σχήμα 2.5.

Οι προβλέψεις των ΟΤΣ για τη μέρα *d* απαιτούν τη μέρα *d-1* και πιο συγκεκριμένα την ώρα h_b (στην αρχή της ημέρας, περίπου στις 10 το πρωί). Από την άλλη πλευρά, τα αποτελέσματα της εκκαθάρισης της αγοράς για τη μέρα *d-1* είναι διαθέσιμα τη μέρα *d-2* την ώρα h_c (γύρω στο μεσημέρι). Έτσι, η πραγματική πρόβλεψη των τιμών της αγοράς για τη μέρα *d* μπορεί να λάβει χώρα μεταξύ της ώρας h_c της ημέρας *d-2* και της ώρας h_b της μέρας *d-1*. Ως εκ τούτου, για την πρόβλεψη των τιμών της μέρας *d*, θεωρούνται γνωστές οι οριακές τιμές του συστήματος μέχρι την ώρα 24 της ημέρας *d-1*.



Σχήμα 2.5. Χρονικό πλαίσιο πρόβλεψης τιμών για τη μέρα d

Ημέρα d-2 (24 ώρες)

2.3.3 Χαρακτηριστικά χρονοσειρών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας

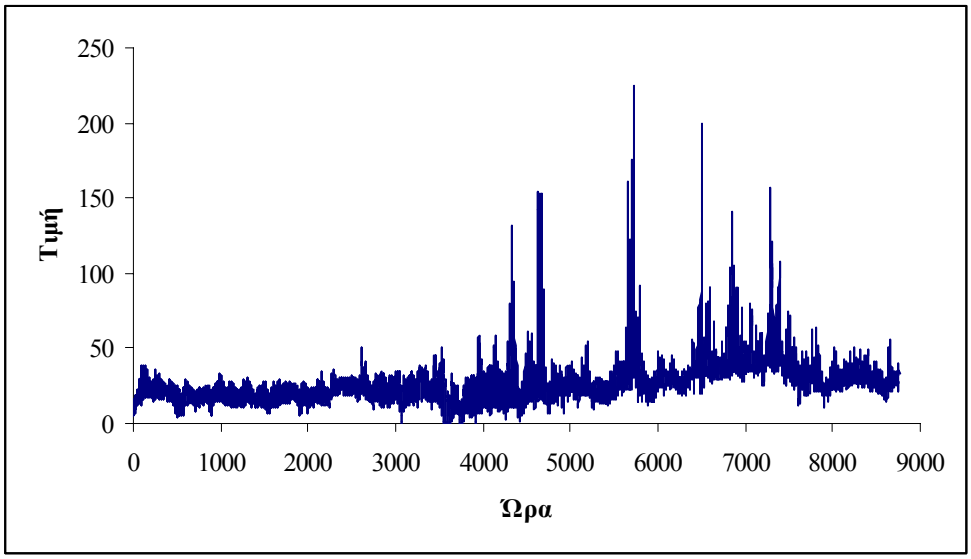
Στις περισσότερες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας οι χρονοσειρές των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

Εκκαθάριση αγοράς για τη μέρα d-1 την ώρα h_c

- Υψηλή συχνότητα
- Μη σταθερή μέση τιμή και διασπορά
- Ημερήσια και εβδομαδιαία εποχικότητα
- Διαφορετική συμπεριφορά τα Σαββατοκύριακα και τις αργίες
- Υψηλή αστάθεια

Περίοδος πρόβλεψης για τη μέρα d

Τα χαρακτηριστικά αυτά φαίνονται στο Σχήμα 2.6, το οποίο δείχνει τη χρονοσειρά των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνιας για το έτος 1999.

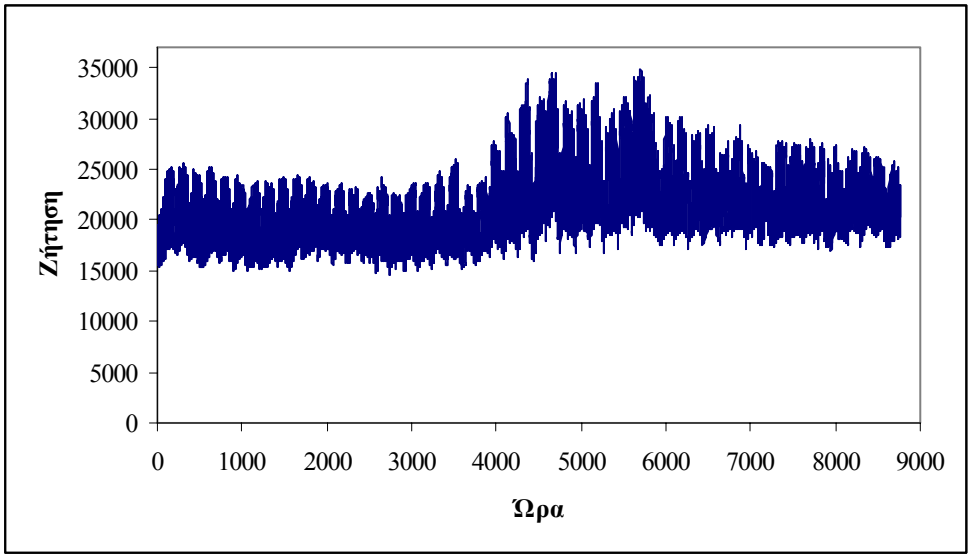


Σχήμα 2.6. Ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνια για το έτος 1999

Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 2.7), φαίνεται η χρονοσειρά της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνιας για το έτος 1999.

Εδώ, θα πρέπει να σημειωθεί ότι οι χρονοσειρές των τιμών είναι περισσότερο ασταθείς από τις χρονοσειρές της ζήτησης ως αποτέλεσμα πιθανής παράλογης

συμπεριφοράς συμμέτοχων στην αγορά (παραγωγών, εμπόρων λιανικής και μεγάλων καταναλωτών).



Σχήμα 2.7. Ωριαία ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά της Καλιφόρνιας για το έτος 1999

2.4 ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Οι πρώτες μελέτες που έγιναν σχετικές με την ηλεκτρική ενέργεια, αφορούσαν την πρόβλεψη φορτίου. Με τη μαζική χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας από τις βιομηχανίες, η πρόβλεψη της τιμής έγινε αναγκαία. Η πολυπλοκότητα, στη χρήση, ορισμένων μοντέλων πρόβλεψης τα καθιστά απαγορευτικά για το ευρύ κοινό (π.χ., μοντέλα προσομοίωσης), από την άλλη, ορισμένα μοντέλα χρησιμοποιούν απλοϊκές μεθόδους πρόβλεψης, με μη ικανοποιητικά αποτελέσματα. Τα νευρωνικά δίκτυα ωστόσο, είναι ένα εύχρηστο εργαλείο το οποίο παρουσιάζει και ικανοποιητικά αποτελέσματα στην πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

Η ακρίβεια της πρόβλεψης ανέκαθεν ήταν ένα μεγάλο ερωτηματικό στη χρήση διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης. Η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζεται από πολλούς φυσικούς παράγοντες που ή είναι δύσκολο να παραμετροποιηθούν ή ακόμα και αδύνατο. Έτσι, ενώ ένα μοντέλο πρόβλεψης παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα για μεγάλο χρονικό διάστημα, κάποια χρονική στιγμή μπορεί να παρουσιάσει μεγάλες αποκλίσεις.

Μελετώντας ιστορικά δεδομένα τιμών, σε απελευθερωμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, παρατηρείτε το φαινόμενο των '*αιχμηρών τιμών*' (price spikes). Δηλαδή, η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας για μικρή χρονική περίοδο παρουσιάζει πολύ μεγάλες τιμές, δεκαπλάσιες, μερικές φορές και εκατονταπλάσιες από την τιμή της προηγούμενης ώρας. Τέτοια φαινόμενα είναι δύσκολο να προβλεφθούν.

Έχουν αναπτυχθεί διαφορετικά μοντέλα για την επίτευξη ακρίβειας στην πρόβλεψη του φορτίου. Μεταξύ των μοντέλων αυτών είναι η παλινδρόμηση, οι στατιστικές μέθοδοι, οι μέθοδοι του χώρου κατάστασης, τα μοντέλα ARIMA, τα μοντέλα προσομοίωσης, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και άλλα. Βασικό χαρακτηριστικό

όλων των παραπάνω είναι η ικανότητα του μοντέλου να παρακολουθεί τη συμπεριφορά της αγοράς σε ημέρες που δεν παρουσιάζουν μεγάλη περιοδικότητα. Στη συνέχεια αναφέρονται χαρακτηριστικά ορισμένων βασικών μοντέλων.

Τα μοντέλα **απόκλισης εξαρτημένης στατιστικής μεταβλητής**, συνήθως θεωρούν ότι η ΟΤΣ μπορεί να διαιρεθεί σε ένα πρότυπο στοιχείο ΟΤΣ και σε ένα στοιχείο γραμμικά εξαρτημένο από κάποιες επεξηγηματικές μεταβλητές. Το μοντέλο αυτό γράφεται:

$$z(t) = b(t) + \sum_{i=1}^{n} a_i \cdot y_i(t) + \varepsilon(t) \tag{2.1}$$

όπου $b(t)$ είναι η πρότυπη ΟΤΣ, $\varepsilon(t)$ ένα στοιχείο του λευκού θορύβου και $y_i(t)$ οι ανεξάρτητες επεξηγηματικές μεταβλητές. Οι πιο τυπικές επεξηγηματικές μεταβλητές είναι οι καιρικοί παράγοντες.

Από τις πιο διαδεδομένες κατηγορίες μοντέλων δυναμικών προβλέψεων είναι τα μοντέλα **στοχαστικών χρονοσειρών**. Στην κατηγορία αυτή εντάσσονται τα μοντέλα ARMA (Auto-Regressive Moving Average), τα μοντέλα ARIMA (Integrated Auto-Regressive Moving Average), οι μέθοδοι Box-Jenkins, μοντέλα γραμμικών χρονοσειρών κ.τ.λ.. Το βασικό μοντέλο ARIMA, γράφεται ως εξής:

$$\phi(B)\nabla^d z(t) = \theta(B)a(t) \tag{2.2}$$

με,

$z(t),\ t=1, 2, \ldots, N$	η μοντελοποιημένη χρονοσειρά
$a(t),\ t=1, 2, \ldots, N$	η ακολουθία λευκού θορύβου
$\varphi(B)=1-\varphi_1 B-\ldots-\varphi_p B^p$	η AR πολυωνυμική παράμετρος
$\theta(B)=1-\theta_1 B-\ldots-\theta_q B^q$	η MA πολυωνυμική παράμετρος
B	είναι ο *backward shift operator* ($B^n(z(t))=z(t-n)$)
$\nabla = 1 - B$	είναι ο *backward difference operator'*

Τέλος, τα μοντέλα **χώρων κατάστασης**, η ΟΤΣ στο χρόνο t μπορεί να γραφτεί:

$$z(t) = c^T \cdot x(t) \tag{2.3}$$

όπου,

$$x(t+1) = A \cdot x(t) + B \cdot u(t) + w(t) \tag{2.4}$$

Το διάνυσμα κατάστασης στο χρόνο t είναι το $x(t)$. Η $u(t)$ είναι ένα διάνυσμα εισόδου βασισμένο στη μεταβλητή καιρού, και η $w(t)$ ένα διάνυσμα τυχαίων εισόδων λευκού θορύβου. Οι πίνακες, A, B και το διάνυσμα c είναι σταθερές που λαμβάνονται. Υπάρχουν αρκετές παραλλαγές του μοντέλου στη βιβλιογραφία. Στην πραγματικότητα το βασικό μοντέλου χώρου κατάστασης μπορεί να μετατραπεί σε μοντέλο ARIMA και αντιστρόφως. Έτσι δεν υπάρχει θεμελιώδης διαφορά ανάμεσα στις ιδιότητες των δύο τύπων μοντέλων.

Πρέπει να τονιστεί ότι επιμέρους έρευνες για διάφορα μοντέλα πρόβλεψης παρουσιάζουν πολύ καλά αποτελέσματα ακόμη και για τις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας.

3ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

3.1 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

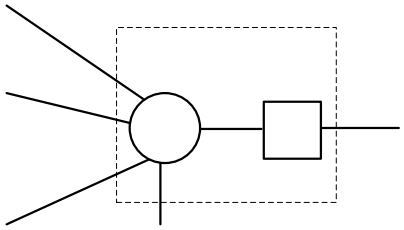
Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί ένα μεγάλο ενδιαφέρον σχετικά με την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στις βιομηχανίες. Κύριο πλεονέκτημά τους αποτελεί το γεγονός ότι δεν απαιτείται περίπλοκη μαθηματική σχηματοποίηση ή ποσοτική συσχέτιση μεταξύ των εισόδων και εξόδων ενός συστήματος. Επίσης, δεν είναι απαραίτητα τα δεδομένα πολλών ετών. Έτσι, η ικανοποιητική απόδοση της τεχνητής νοημοσύνης έχει οδηγήσει σε επιτυχείς εφαρμογές σχετικά με την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της οριακής τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Πιο δημοφιλή όλων, είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Network, ANN). Τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται σε μία κατηγορία μοντέλων τα οποία είναι εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρικά συστήματα. Τα μοντέλα αποτελούνται από πολλά προγραμματιζόμενα στοιχεία που συνήθως ονομάζονται νευρώνες και λειτουργούν παράλληλα. Τα στοιχεία συνδέονται με συνδετικά βάρη, κάτι το οποίο τους επιτρέπει να προσαρμόζονται μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ερμηνευθούν ως προσαρμόσιμες μηχανές που μπορούν να αποθηκεύουν γνώση μέσω της διαδικασίας εκμάθησης.

Η έρευνα πάνω στο πεδίο αυτό έχει μια ιστορία αρκετών δεκαετιών, αλλά, μετά από μία μείωση του ενδιαφέροντος στη δεκαετία του 1970, μία μαζική ανάπτυξη ξεκίνησε στις αρχές του 1980. Το κυρίαρχό τους πλεονέκτημα σε σχέση με τα στατιστικά μοντέλα έχει να κάνει με το γεγονός ότι μοντελοποιούν ένα πολυδιάστατο πρόβλημα χωρίς να απαιτούν περίπλοκες υποθέσεις ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου. Υπάρχουν πολλών τύπων μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Το κοινό χαρακτηριστικό σε αυτά είναι η σχέση με τη γενικότερη ιδέα των βιολογικών συστημάτων. Δηλαδή, είναι ένα σύστημα επεξεργασίας δεδομένων που προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Πρακτικά, τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από ένα σύνολο στοιχειωδών μονάδων επεξεργασίας που ονομάζονται νευρώνες. Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 3.1) φαίνεται το μαθηματικό μοντέλο του νευρώνα. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.1 ένας νευρώνας μπορεί να δέχεται n εισόδους (x_1, x_2, …, x_n) και να παράγει μια έξοδο, y. Κάθε νευρώνας χαρακτηρίζεται από μια πόλωση b, η οποία μπορεί να είναι μη μηδενική ή μηδενική.

Σε κάθε μια από τις n εισόδους x_1, x_2, …, x_n αντιστοιχεί ένα βάρος w_1, w_2, …, w_n, αντίστοιχα. Η συνολική είσοδος z του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

$$z = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \cdots + w_n \cdot x_n + b \tag{3.1}$$



Σχήμα 3.1. Μαθηματικό μοντέλο νευρώνα

Ενώ, η έξοδος y του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

$$y = f(z) = f(w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \ldots + w_n \cdot x_n + b) \qquad (3.2)$$

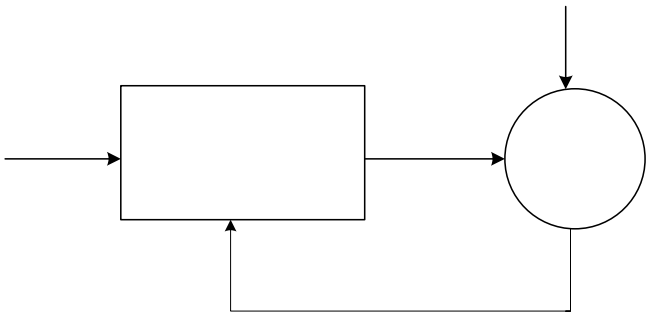
Η συνάρτηση f ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης ή συνάρτηση μεταφοράς. Δύο τυπικές συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται συχνά στα νευρωνικά δίκτυα είναι η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$f(z) \equiv \log sig(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \qquad (3.3)$$

και η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης:

$$f(z) \equiv \tan sig(z) \equiv \tanh(z) = \frac{2}{1+e^{-2z}} - 1 \qquad (3.4)$$

Η βασική φιλοσοφία των νευρωνικών δικτύων παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.2.



Σχήμα 3.2. Φιλοσοφία λειτουργίας νευρωνικού δικτύου

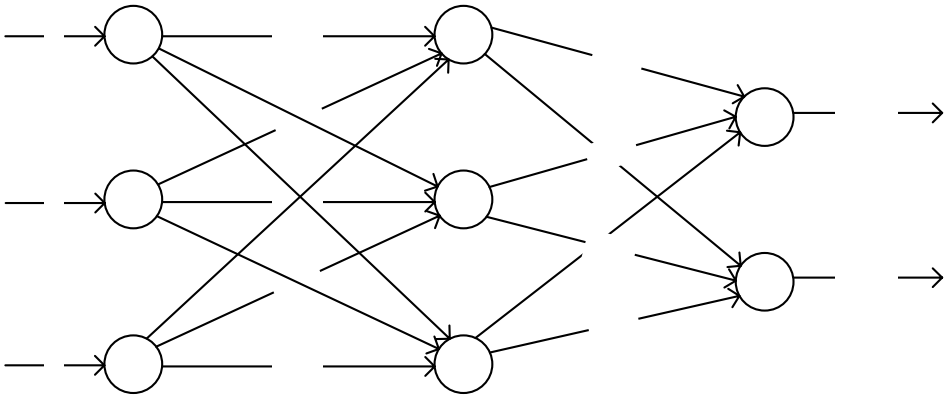
3.1.1 Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ως μια συλλογή από νευρώνες αλληλοσυνδεδεμένους μεταξύ τους. Τα πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενα νευρωνικά δίκτυα είναι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων, τα οποία είναι νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (NNET). Τα NNET αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και ένα στρώμα εξόδου. Κάθε στρώμα με διαφορετικά βάρη.

Οι νευρώνες στο στρώμα εισόδου είναι παθητικοί, δηλαδή ο καθένας απλά μεταδίδει μια τιμή μέσω των διασυνδετικών βαρών στους κρυφούς νευρώνες. Οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου επεξεργάζονται τις εισόδους τους ως εξής:

Κάθε κρυφός νευρώνας πολλαπλασιάζει κάθε είσοδο με το βάρος της, προσθέτει τα γινόμενα, προσθέτει την πόλωση, και μετά περνάει το άθροισμα μέσω μιας συνάρτησης μεταφοράς (ενεργοποίησης) για να παράγει το αποτέλεσμα.

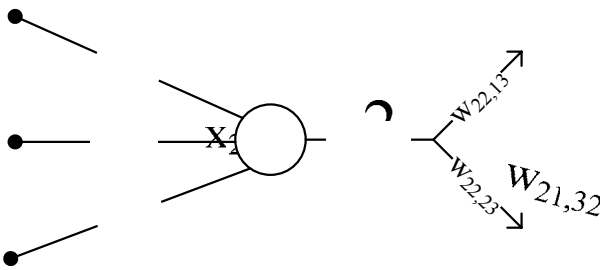
Στο Σχήμα 3.3 φαίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο με 3 νευρώνες στο στρώμα εισόδου, 3 νευρώνες στο κρυφό στρώμα, και 2 νευρώνες στο στρώμα εξόδου. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο συμβολίζεται ως δίκτυο αρχιτεκτονικής 3-3-2 (από τους αριθμούς των νευρώνων στο στρώμα εισόδου, το κρυφό στρώμα, και το στρώμα εξόδου αντίστοιχα).



Σχήμα 3.3. Νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης αρχιτεκτονικής 3-3-2

Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει 3·3=9 συνδέσεις μεταξύ των 3 νευρώνων εισόδου και των 3 κρυφών νευρώνων, και 3·2=6 συνδέσεις μεταξύ των 3 κρυφών νευρώνων και των 2 νευρώνων εξόδου. Συνολικά το δίκτυο έχει 15 συνδέσεις (links). Σε κάθε σύνδεση αντιστοιχεί και μια τιμή βάρους $w_{pj,qk}$ που ενώνει το νευρώνα p του στρώματος j με το νευρώνα q του στρώματος k. Οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου του νευρωνικού αυτού δικτύου έχουν μηδενικές πολώσεις. Στους κρυφούς νευρώνες και στους νευρώνες εξόδους χρησιμοποιείται κάποια συνάρτηση ενεργοποίησης (μεταφοράς), για παράδειγμα, η σιγμοειδής συνάρτηση.

Στο Σχήμα 3.4 φαίνονται αναλυτικά τα σήματα εισόδου και εξόδου του δεύτερου νευρώνα του δεύτερου στρώματος (κρυφό στρώμα) που αντιστοιχούν στο νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης στο Σχήμα 3.3. Με INP_{pj} και OUT_{pj} συμβολίζονται η συνολική είσοδος και η έξοδος, αντίστοιχα, του νευρώνα p του στρώματος j.



Σχήμα 3.4. Σήματα εισόδου/εξόδου του 2ου νευρώνα του 2ου στρώματος

Η συνολική είσοδος του δεύτερου νευρώνα του δεύτερου στρώματος είναι:

$$INP_{22} = w_{11,22} \cdot x_1 + w_{21,22} \cdot x_2 + w_{31,22} \cdot x_3 \tag{3.5}$$

Επειδή στους κρυφούς νευρώνες και στους νευρώνες εξόδου χρησιμοποιείται η σιγμοειδής συνάρτησης ενεργοποίησης, η έξοδος του δεύτερου νευρώνα του δεύτερου στρώματος είναι:

$$OUT_{22} = \frac{1}{1 + e^{-INP_{22}}} \tag{3.6}$$

Με αντίστοιχο τρόπο παράγονται τα σήματα εξόδου και των υπόλοιπων νευρώνων του δικτύου εμπρόσθιας τροφοδότησης.

3.1.2 Λειτουργία νευρωνικών δικτύων

Ένα νευρωνικό δίκτυο, έχει δύο βασικές λειτουργίες:

- Εκπαίδευση
- Πρόβλεψη

Το πρώτο στάδιο είναι η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Στο στάδιο αυτό δημιουργείται ένα *σύνολο μάθησης* (training set), δηλαδή ένα σύνολο από διανύσματα εισόδων και επιθυμητών εξόδων – αποτελεσμάτων. Τα διανύσματα αυτά ονομάζονται *πρότυπα εκπαίδευσης*. Χρησιμοποιώντας το σύνολο μάθησης και κατάλληλο αλγόριθμο, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται, δηλαδή υπολογίζει τα βάρη του (και τις πολώσεις του, εφόσον υπάρχουν). Τελικός σκοπός της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης.

$$e = |\hat{y} - y| \tag{3.7}$$

Ένας απλοϊκός τρόπος υπολογισμού του σφάλματος φαίνεται στην εξίσωση (3.7). Όπου, e το σφάλμα εξόδου του νευρωνικού. Με $\hat{y}$ συμβολίζεται η προβλεπόμενη τιμή – έξοδος, από το νευρωνικό δίκτυο και y είναι η πραγματική–επιθυμητή τιμή, σύμφωνα με το σύνολο μάθησης.

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί το στάδιο της *πρόβλεψης*. Στο στάδιο αυτό δημιουργείται ένα *σύνολο ελέγχου* (test set), δηλαδή ένα σύνολο από *πρότυπα ελέγχου*. Στο στάδιο αυτό δίνονται μόνο τα διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και αυτό υπολογίζει τα προβλεπόμενα διανύσματα εξόδου. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται, χρησιμοποιώντας τις τιμές των βαρών (και των πολώσεων, εφόσον υπάρχουν) που υπολογίστηκαν κατά το στάδιο της εκπαίδευσης. Το σφάλμα πρόβλεψης στο σύνολο ελέγχου προκύπτει από το σφάλμα των προβλεπόμενων εξόδων του νευρωνικού δικτύου ως προς τις επιθυμητές εξόδους για κάθε ένα από τα πρότυπα ελέγχου.

Για τη βέλτιστη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, θα πρέπει κατά τα δύο στάδια της λειτουργίας του να ληφθούν υπόψη ορισμένοι βασικοί παράγοντες που το χαρακτηρίζουν.

- Η δομή και ο καθορισμός της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου. Εξετάζεται ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων, ο αριθμός των νευρώνων ανά στρώμα, η συνάρτηση ενεργοποίησης, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου εκπαίδευσης, κτλ.
- Ο καθορισμός της κατάλληλης δομής των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου του νευρωνικού δικτύου, για παράδειγμα ο βέλτιστος αριθμός των προτύπων εκπαίδευσης.
- Η *ικανότητα γενίκευσης* του νευρωνικού δικτύου, η οποία διασφαλίζεται όταν το νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει μικρό σφάλμα πρόβλεψης τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο ελέγχου.

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι μια σχετικά χρονοβόρα επαναληπτική διαδικασία, ιδίως όταν τα πρότυπα εκπαίδευσης είναι πολλά και όταν επίσης είναι πολλοί οι νευρώνες των στρωμάτων εισόδου και εξόδου.

Ο αριθμός των νευρώνων του στρώματος εισόδου είναι ίσος με τον αριθμό των μεταβλητών εισόδου του προβλήματος πρόβλεψης. Παρόμοια, ο αριθμός των νευρώνων του στρώματος εξόδου είναι ίσος με τον αριθμό των μεταβλητών εξόδου του προβλήματος πρόβλεψης.

Ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος, πρέπει να προσδιοριστεί με επαναληπτικές δοκιμές, καθώς δεν υπάρχει γενική μέθοδος προσδιορισμού του. Αν οι κρυφοί νευρώνες είναι υπερβολικά λίγοι, το νευρωνικό δίκτυο δε μπορεί να μάθει τις πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων και ίσως αντιμετωπίσει πρόβλημα σύγκλισης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του. Αν ο αριθμός των κρυφών νευρώνων είναι υπερβολικά μεγάλος, η διαδικασία εκπαίδευσης θα διαρκέσει περισσότερο και ίσως επηρεάσει αρνητικά την ικανότητα γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου.

Ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος μεταβάλλεται για διαφορετικές εφαρμογές και συνήθως εξαρτάται από το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης και τον αριθμό των νευρώνων του στρώματος εισόδου.

3.1.3 Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Στόχος της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι να υπολογιστούν τα βάρη του (και οι πολώσεις του, εφόσον υπάρχουν) έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Όμως δεν υπάρχει τρόπος για να προσδιοριστεί εκ των προτέρων ποια μέθοδος εκπαίδευσης λειτουργεί καλύτερα σε μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Στη συνέχεια αναπτύσσεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος ο οποίος δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για ένα μεγάλο πλήθος διαφορετικών προβλημάτων. Κατά την παρουσίαση του αλγόριθμου, γίνεται η θεώρηση ότι οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου δεν έχουν πολώσεις.

Ο αλγόριθμους της προς τα πίσω διάδοσης του σφάλματος είναι μια μέθοδος επαναληπτικής ρύθμισης των βαρών μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ακρίβεια πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης. Στηρίζεται σε μια μέθοδο βελτιστοποίησης που εφαρμόζεται σε μια συνάρτηση σφάλματος. Μια τυπική συνάρτηση σφάλματος είναι το άθροισμα τετραγώνων των σφαλμάτων, για N συνολικό πλήθος προτύπων εκπαίδευσης.

$$e = \sum_{i=1}^{N} (OUT_{forecast,i} - OUT_{actual,i}) \tag{3.8}$$

όπου $OUT_{forecast,i}$ και $OUT_{actual,i}$ είναι η προβλεπόμενη έξοδος από το νευρωνικό δίκτυο και η επιθυμητή (πραγματική) έξοδος, αντίστοιχα, του i-οστού προτύπου εκπαίδευσης.

Το σύνολο των N προτύπων εκπαίδευσης αποτελεί το σύνολο εκπαίδευσης. Μπορεί να αναπτυχθεί ένας αναδρομικός αλγόριθμος ρύθμισης των βαρών, έτσι ώστε να ελαχιστοποιεί το σφάλμα, όπως ορίζεται από την εξίσωση (3.8). Οι σχέσεις (3.9), (3.10) είναι οι αναδρομικές εξισώσεις εκπαίδευσης, και αποτελούν επίλυση του προβλήματος ελαχιστοποίησης με χρήση του γενικευμένου κανόνα δέλτα:

$$\Delta w_{pj,qk}(n+1) = lr \cdot \delta_{qk} \cdot OUT_{pj} + m \cdot \Delta w_{pj,qk}(n) \tag{3.9}$$

$$w_{pj,qk}(n+1) = w_{pj,qk}(n) + \Delta w_{pj,qk}(n+1) \tag{3.10}$$

με,

n	ο αύξων αριθμός ανακύκλωσης της διαδικασίας εκπαίδευσης
$w_{pj,qk}(n)$	η τιμή του βάρους που συνδέει το νευρώνα p του στρώματος j με το νευρώνα q του στρώματος k κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης n
$\Delta w_{pj,qk}(n)$	η μεταβολή του βάρους $w_{pj,qk}(n)$ κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης n
δ_{qk}	ο συντελεστής μεταβολής δ του νευρώνα q του στρώματος k
OUT_{pj}	η έξοδος του νευρώνα p του στρώματος j
lr	ο ρυθμός μάθησης
m	ο συντελεστής ορμής

Ο τρόπος υπολογισμού της τιμής του δ εξαρτάται από τη θέση του συγκεκριμένου βάρους στο δίκτυο, δηλαδή αν συνδέει νευρώνα του στρώματος εισόδου με κρυφό νευρώνα, ή κρυφό νευρώνα με νευρώνα εξόδου.

$$\delta_{qk} = OUT_{qk} \cdot (1 - OUT_{qk}) \cdot (OUT_{actual,qk} - OUT_{qk}) \tag{3.11}$$

Στη σχέση (3.11) το στρώμα k είναι το στρώμα εξόδου και το $OUT_{actual,qk}$ είναι η επιθυμητή (πραγματική) τιμή της εξόδου οποιουδήποτε νευρώνα q του στρώματος k. Οι τιμές $OUT_{actual,qk}$ είναι γνωστές από το σύνολο εκπαίδευσης. Η υπολογιζόμενη έξοδος του δικτύου συγκρίνεται με την επιθυμητή και παράγεται ένα σήμα σφάλματος. Το σήμα του σφάλματος διαδίδεται προς τα πίσω μέσω του δικτύου για να ρυθμίσει τα βάρη, όπως φαίνεται από τις εξισώσεις (3.9) και (3.10). Για τους νευρώνες που ανήκουν σε οποιοδήποτε άλλο στρώμα, εκτός από το στρώμα εξόδου,

το σφάλμα δεν μπορεί να υπολογιστεί απευθείας επειδή δε δίνεται η επιθυμητή έξοδος για αυτούς τους 'εσωτερικούς' νευρώνες ως τμήμα του συνόλου εκπαίδευσης. Οι τιμές σφάλματος για όλους τους νευρώνες εκτός των νευρώνων εξόδου υπολογίζονται ως τα βεβαρυμμένα αθροίσματα των σφαλμάτων του στρώματος εξόδου:

$$\delta_{pj} = OUT_{pj} \cdot (1 - OUT_{pj}) \cdot \sum_{q} \delta_{qk} w_{pj,qk} \tag{3.12}$$

Ο συντελεστής *lr* ονομάζεται ρυθμός μάθησης και ελέγχει το ρυθμό με τον οποίο τα υπολογιζόμενα σφάλματα αλλάζουν τα βάρη του δικτύου. Ο ρυθμός μάθησης συνήθως επιλέγεται μεταξύ 0.01 και 1.0. Ο συντελεστής *m* ονομάζεται συντελεστής ορμής και επιτρέπει την αξιοποίηση της πληροφορίας από προηγούμενες τιμές σφάλματος, κατά τη διαδικασία ενημέρωσης των βαρών στη διάρκεια μιας ανακύκλωσης. Ο συντελεστής ορμής βοηθάει στην αποφυγή εγκλωβισμού σε τοπικό ελάχιστο και επιλέγεται μεταξύ 0.01 και 1.0 (αλλά σχεδόν πάντοτε μικρότερος από το ρυθμό μάθησης).

Η αναδρομική διαδικασία εκπαίδευσης (τίθεται *n=n+1*) εκτελείται μέχρι ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων είτε εναλλακτικά μέχρι να επιτευχθεί ικανοποιητική πρόβλεψη των τιμών εξόδου. Συνήθη κριτήρια τερματισμού του αλγόριθμου εκπαίδευσης περιλαμβάνουν επιτήρηση του αθροίσματος των τετραγώνων των σφαλμάτων, ή του μέγιστου σφάλματος, ή και των δύο, και η διαδικασία εκπαίδευσης σταματάει όταν η τιμή του σφάλματος είναι μικρότερη από μια ορισμένη τιμή (ανοχή). Η επιλογή της ανοχής εξαρτάτε από το πρόβλημα και είναι δυνατόν να επιτευχθεί ή να μην επιτευχθεί. Δεν υπάρχει μαθηματική απόδειξη ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος θα συγκλίνει για μια δοσμένη ανοχή. Η μόνη εγγύηση είναι ότι οι αλλαγές των βαρών του ρυθμού ορμής επιτρέπει στο σφάλμα, όπως ορίζεται στην (3.8), να αυξηθεί προσωρινά αν η διαδικασία βελτιστοποίησης απομακρύνεται από ένα τοπικό ελάχιστο.

3.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

3.2.1 Εισαγωγή

Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα αναφερθούν ορισμένα βασικά χαρακτηριστικά που πρέπει να έχουν τα νευρωνικά δίκτυα ώστε να παράγουν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Για παράδειγμα βέλτιστη αρχιτεκτονική – δομή του νευρωνικού, η επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης είναι παράγοντες που επηρεάζουν αποτελεσματικά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης.

3.2.2 Αρχιτεκτονική προτεινόμενου νευρωνικού δικτύου

Έστω ότι είναι επιθυμητή η πρόβλεψη της οριακής τιμής του συστήματος για κάθε μια από τις 24 ώρες της επόμενης ημέρας χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των νευρωνικών δικτύων. Από τον ορισμό του προβλήματος προκύπτει ότι το νευρωνικό

δίκτυο θα πρέπει να έχει 24 νευρώνες στο στρώμα εξόδου, όσες και οι ώρες της ημέρας για τις οποίες θα γίνει η πρόβλεψη της ΟΤΣ.

Ένα από τα κλειδιά της σχεδίασης μιας καλής αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου είναι η επιλογή κατάλληλων μεταβλητών εισόδου. Μέχρι σήμερα, δεν υπάρχουν γενικοί κανόνες για την επιλογή των μεταβλητών εισόδου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της οριακής τιμής του συστήματος με νευρωνικά δίκτυα. Όμως, η χρονοσειρά της ΟΤΣ της προηγούμενης ημέρας, *Price*(*d-1,h*), η χρονοσειρά του φορτίου της προηγούμενης ημέρας, *Load*(*d-1,h*), και η χρονοσειρά του φορτίου της μέρας πρόβλεψης, *Load*(*d,h*), είναι οι πιο σημαντικές είσοδοι. Οπότε η είσοδος του νευρωνικού δικτύου είναι οι 24 τιμές (μια για κάθε ώρα του φορτίου) των τριών αυτών μεταβλητών, δηλαδή το νευρωνικό δίκτυο έχει συνολικά 72 εισόδους.

Η χρονοσειρά του φορτίου της μέρας πρόβλεψης δεν είναι γνωστή, μπορεί όμως να προβλεφθεί χρησιμοποιώντας νευρωνικό δίκτυο ή άλλο μοντέλο πρόβλεψης. Η πρόβλεψη του φορτίου, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη παράγραφο, παρουσιάζει μεγάλη ακρίβεια, αφού η χρονοσειρές του φορτίου παρουσιάζουν ήπια συμπεριφορά. Αξίζει να σημειωθεί ότι με τη χρονοσειρά του φορτίου της ημέρας πρόβλεψης μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί η πρόβλεψη που δίνει ο διαχειριστής του συστήματος. Η πρόβλεψη του διαχειριστή είναι ιδιαίτερα ακριβής, καθώς έχει στη διάθεση του πληθώρα δεδομένων.

3.2.3 Ακρίβεια πρόβλεψης

Για να αξιολογηθεί η ικανότητα πρόβλεψης ενός μοντέλου πρόβλεψης μπορεί να χρησιμοποιηθεί το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα, MAPE (mean absolute percentage error):

$$MAPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} \frac{\left| actual_price(i) - forecast_price(i) \right|}{actual_price(i)} \cdot 100\% \qquad (3.13)$$

όπου N είναι ο αριθμός των ωρών, *actual_price*(i) είναι η πραγματική ΟΤΣ για την ώρα i και *forecast_price*(i) είναι η προβλεπόμενη ΟΤΣ για την ώρα i και υπολογίζεται από το αντίστοιχο μοντέλο.

Το MAPE, όπως ορίζεται στην εξίσωση (3.13), δεν είναι κατάλληλο για την αξιολόγηση της πρόβλεψης της ΟΤΣ, επειδή δημιουργεί προβλήματα για μηδενικές ΟΤΣ. Για να ξεπεραστεί αυτή η δυσκολία, ο υπολογισμός του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος, MAPE, γίνεται ως ακολούθως:

$$MAPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} \frac{\left| actual_price(i) - forecast_price(i) \right|}{average_price} \cdot 100\% \qquad (3.14)$$

όπου η μέση οριακή τιμή του συστήματος (ΟΤΣ), *average_price*, υπολογίζεται ως εξής:

$$average_price = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} actual_price(i) \tag{3.15}$$

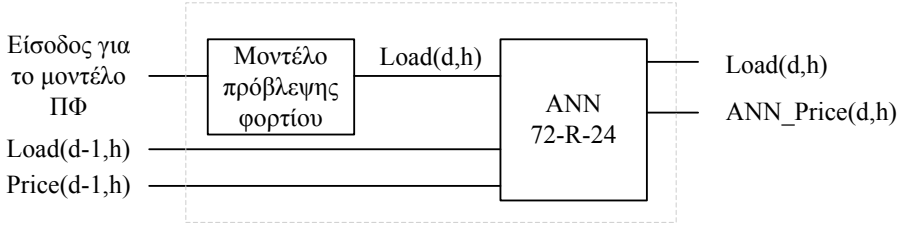
3.2.4 Παράμετροι που επηρεάζουν την ακρίβεια πρόβλεψης

Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης του μοντέλου, σχετίζονται άμεσα με τον υπολογισμό του MAPE και τις παραμέτρους που επηρεάζουν αυτό. Οπότε η επιλογή της χρονοσειράς τιμών για το επόμενο 24-ωρο, πρέπει να έχει αμεσότητα και συνέχεια στις τιμές με τις χρονοσειρές των τιμών που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση του νευρωνικού. Δηλαδή, αν ο χρήστης δηλώσει σύνολο μάθησης ένα μήνα από το καλοκαίρι και θέλει προβλεπόμενες τιμές ΟΤΣ για μια μέρα της άνοιξης, δε θα έχει ακρίβεια στα αποτελέσματα του. Κάτι ανάλογο παρουσιάζεται στην περίπτωση που για οποιοδήποτε λόγο παρουσιαστεί αυξημένη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, ή αντίστοιχα μειωμένη παραγωγή, τότε η ΟΤΣ παρουσιάζει μεγάλες αυξομειώσεις που προβλέπονται δύσκολα. Γενικά, η ΟΤΣ παρουσιάζει αστάθεια και επηρεάζεται από γεγονότα στοχαστικά, όπως ο καιρός.

Άλλες παράμετροι αφορούν το μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται και κάποια ειδικά χαρακτηριστικά του. Πολλές φορές παρατηρείται το γεγονός ορισμένα μοντέλα να συμπεριφέρονται καλύτερα από κάποια άλλα για συγκεκριμένα σενάρια. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, όπως αναφέρθηκε και στην παράγραφο (3.1.2), που τυχόν μεταβολές τους, επηρεάζουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου.

3.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΤΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΜΕΡΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Συνοψίζοντας, η προτεινόμενη μεθοδολογία πρόβλεψης της οριακής τιμής του συστήματος για την επόμενη μέρα παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα (Σχήμα 3.5).



Σχήμα 3.5. Πρόβλεψη ΟΤΣ της επόμενης μέρας με νευρωνικά δίκτυα (DAPFM, Day-ahead Price Forecasting Methodology)

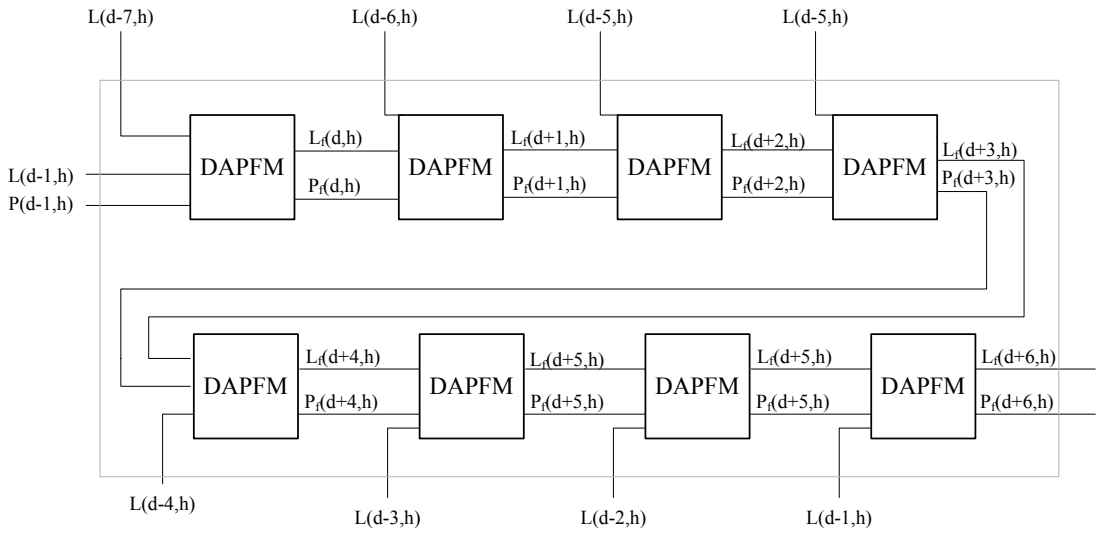
Όπου,

d	μέρα πρόβλεψης
d-1	προηγούμενη μέρα
h	ώρα (*h*=1, 2, 3, …, 24)
R	ο αριθμός κρυφών νευρώνων
Load(*d-1,h*)	το φορτίο της προηγούμενης μέρας
Price(*d-1,h*)	η τιμή της προηγούμενης μέρας
ANN_Price(*d,h*)	η προβλεπόμενη τιμή από το νευρωνικό δίκτυο για τη μέρα πρόβλεψης

Για την πρόβλεψη του φορτίου της ημέρας πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν ξανά νευρωνικά δίκτυα, ή άλλη μέθοδος πρόβλεψης. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ΟΤΣ έχει 72 νευρώνες εισόδου, το άθροισμα των χρονοσειρών εισόδου, και 24 νευρώνες στο στρώμα εξόδου, έναν για κάθε ώρα της ημέρας πρόβλεψης. Οι νευρώνες του κρυφού στρώματος υπολογίζονται με δοκιμές έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα το σφάλμα πρόβλεψης στο σύνολο ελέγχου.

3.4 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΤΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΒΔΟΜΑΔΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Με την ίδια λογική, η πρόβλεψη της επόμενης βδομάδας πραγματοποιείται με αλυσιδωτή χρήση νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της ΟΤΣ της επόμενης μέρας (DAPFM). Οι είσοδοι του συστήματος είναι η τιμή της προηγούμενης ημέρας από τη μέρα πρόβλεψης (*Price*(*d-1,h*)) και οι τιμές του φορτίου της προηγούμενης βδομάδας (*Load*(*d-7,h*), *Load*(*d-6,h*), *Load*(*d-5,h*), *Load*(*d-4,h*), *Load*(*d-3,h*), *Load*(*d-2,h*), *Load*(*d-1,h*)).



Σχήμα 3.6. Πρόβλεψη ΟΤΣ για την επόμενη εβδομάδα (Week-ahead Price Forecasting Methodology, WAPFM)

Στο παραπάνω σχήμα (Σχήμα 3.6) παρουσιάζεται λεπτομερώς η διαδικασία για την πρόβλεψη της ΟΤΣ, της επόμενης βδομάδας. Η έξοδος του συστήματος απαρτίζεται από την πρόβλεψη του φορτίου και της τιμής της κάθε ημέρας.

Η συγκεκριμένη μέθοδος δεν παρουσιάζει μεγάλη ακρίβεια στα αποτελέσματα της, καθώς το ημερήσιο σφάλμα πρόβλεψης προστίθεται για κάθε μέρα της εβδομάδας. Όσο μεγαλώνει η χρονική περίοδος για την οποία ζητείται να γίνει πρόβλεψη τιμών τόσο μικρότερη θα είναι και η ακρίβεια των αποτελεσμάτων, ανεξαρτήτως της μεθόδου πρόβλεψης που χρησιμοποιείται.

3.5 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

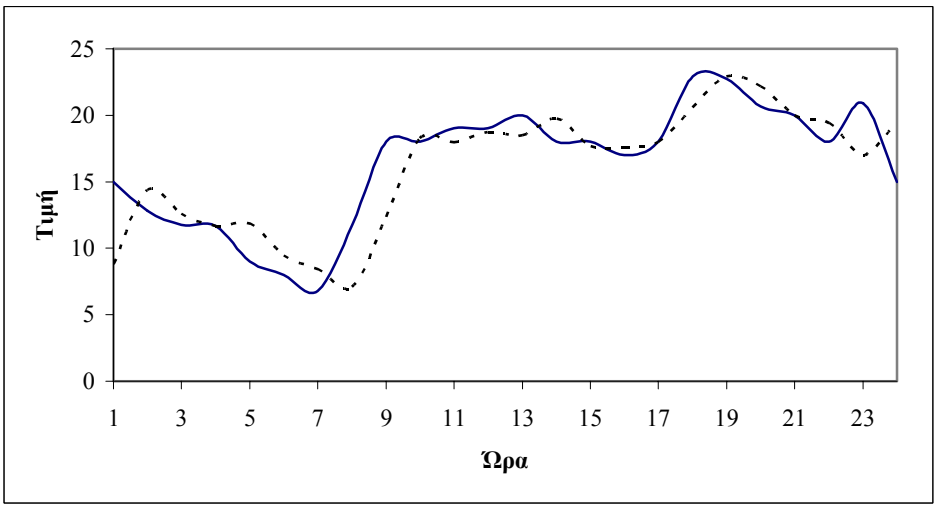
Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη παράγραφο υπάρχει μεγάλος αριθμός μοντέλων και μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Στη συγκεκριμένη εργασία θα χρησιμοποιηθούν δύο διαφορετικά μοντέλα για πρόβλεψη και σύγκριση αποτελεσμάτων με αυτά του νευρωνικού δικτύου. Η απλοϊκή μέθοδος και η πολυωνυμική.

3.5.1 Απλοϊκή μέθοδος

Σύμφωνα με την απλοϊκή μέθοδο η προβλεπόμενη οριακή τιμή του συστήματος είναι ανάλογη της τιμής της προηγούμενης μέρας, του φορτίου της μέρας πρόβλεψης και αντιστρόφως ανάλογη του φορτίου της προηγούμενης μέρας (3.16):

$$Persistence_price(d,h) = \frac{Load(d,h)}{Load(d-1,h)} \cdot \Pr ice(d-1,h) \qquad (3.16)$$

Με $Load(d,h)$ το προβλεπόμενο φορτίο για την ώρα h της μέρας πρόβλεψης d.



Σχήμα 3.7. Πρόβλεψη ΟΤΣ με την απλοϊκή μέθοδος ως προς την πραγματική ΟΤΣ, για την ημέρα 02/01/1999 στην αγορά της Καλιφόρνια

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα πρόβλεψης της απλοϊκής μεθόδου παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.7. Με τη διακεκομμένη γραμμή εμφανίζονται οι τιμές πρόβλεψης ενώ με τη συνεχή παρουσιάζονται οι πραγματικές τιμές της ΟΤΣ.

3.5.2 Πολυωνυμική μέθοδος

Η πολυωνυμική μέθοδος είναι μια μέθοδος πρόβλεψης που προσεγγίζει τις ΟΤΣ χρησιμοποιώντας πολυώνυμα. Για αυτό ακριβώς τον λόγο μπορεί να διαχωριστεί σε πολυωνυμική μέθοδο πρώτου, δευτέρου, τρίτου βαθμού. Ο βαθμός της εκάστοτε μεθόδου χαρακτηρίζεται από τη συνάρτηση που χρησιμοποιείται για να προσεγγίσει την ΟΤΣ. Για παράδειγμα αν η προσέγγιση της ΟΤΣ γίνεται με συνάρτηση πρώτου

βαθμού ($y= ax+b$), τότε η μέθοδος είναι πρώτου βαθμού. Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται είναι της τιμής ως συνάρτηση του φορτίου, $Price=f(Load)$.

Πίνακας 3.1. Εξισώσεις που περιγράφουν την εκάστοτε μέθοδο

Μέθοδος	**Συνάρτηση**
Πολυωνυμική 1ου βαθμού	$P(d)=a\cdot L(d)+b$
Πολυωνυμική 2ου βαθμού	$P(d)=a\cdot L(d)^2+b\cdot L(d)+c$
Πολυωνυμική 3ου βαθμού	$P(d)=a\cdot L(d)^3+b\cdot L(d)^2+c\cdot L(d)+e$
Πολυωνυμική 4ου βαθμού	$P(d)=a\cdot L(d)^4+b\cdot L(d)^3+c\cdot L(d)^2+d\cdot L(d)+f$

Όπου, $P(d)$ η τιμή της ΟΤΣ, $L(d)$ το φορτίο και a, b, c, e συντελεστές που περιγράφουν τη μορφή της συνάρτησης. Από τον Πίνακας 3.1, φαίνεται ότι γνωρίζοντας την τιμή του φορτίου της μέρας πρόβλεψης, υπολογίζεται και η τιμή της ΟΤΣ. Οι συντελεστές a, b, c, e που χαρακτηρίζουν κάθε εξίσωση υπολογίζονται σύμφωνα με ιστορικά στοιχεία ώστε η κάθε καμπύλη να προσαρμόζεται στη συμπεριφορά της εκάστοτε αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

4ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα παρουσιαστεί το λογισμικό που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας με νευρωνικά δίκτυα, καθώς επίσης και ο τρόπος χρήσης του λογισμικού.

4.1 ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ ΤΟΥ ΠΡΟΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ

Πρωταρχικός σκοπός του λογισμικού είναι η πρόβλεψη της ΟΤΣ. Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να επέμβει στα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου ώστε να παράγει καλύτερα αποτελέσματα. Πιο ειδικά, το πρόγραμμα δημιουργήθηκε με τη βοήθεια του λογισμικού πακέτου Matlab. Στο Matlab χρησιμοποιούνται δύο επιμέρους εργαλεία του, το εργαλείο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων και το εργαλείο σχεδιασμού γραφικού περιβάλλοντος.

4.2 MATLAB

Η MATLAB είναι μια υψηλού επιπέδου γλώσσα προγραμματισμού και παράλληλα ένα περιβάλλον εργασίας στο οποίο μπορεί να πραγματοποιηθεί ανάπτυξη αλγορίθμου, απεικόνιση στοιχείων – αποτελεσμάτων, ανάλυση δεδομένων, αριθμητικοί υπολογισμοί. Το λογισμικό πακέτο MATLAB καλύπτει ένα μεγάλο φάσμα εφαρμογών, όπως επεξεργασία εικόνων και σημάτων, επικοινωνίες, σχεδιασμός ελέγχου, μετρήσεις, προσομοιώσεις, οικονομικές αναλύσεις κ.ά.. Οι εφαρμογές του MATLAB επεκτείνονται με τη χρήση των πρόσθετων εργαλειοθηκών (MATLAB toolbox).

4.2.1 Εργαλείο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων του MATLAB

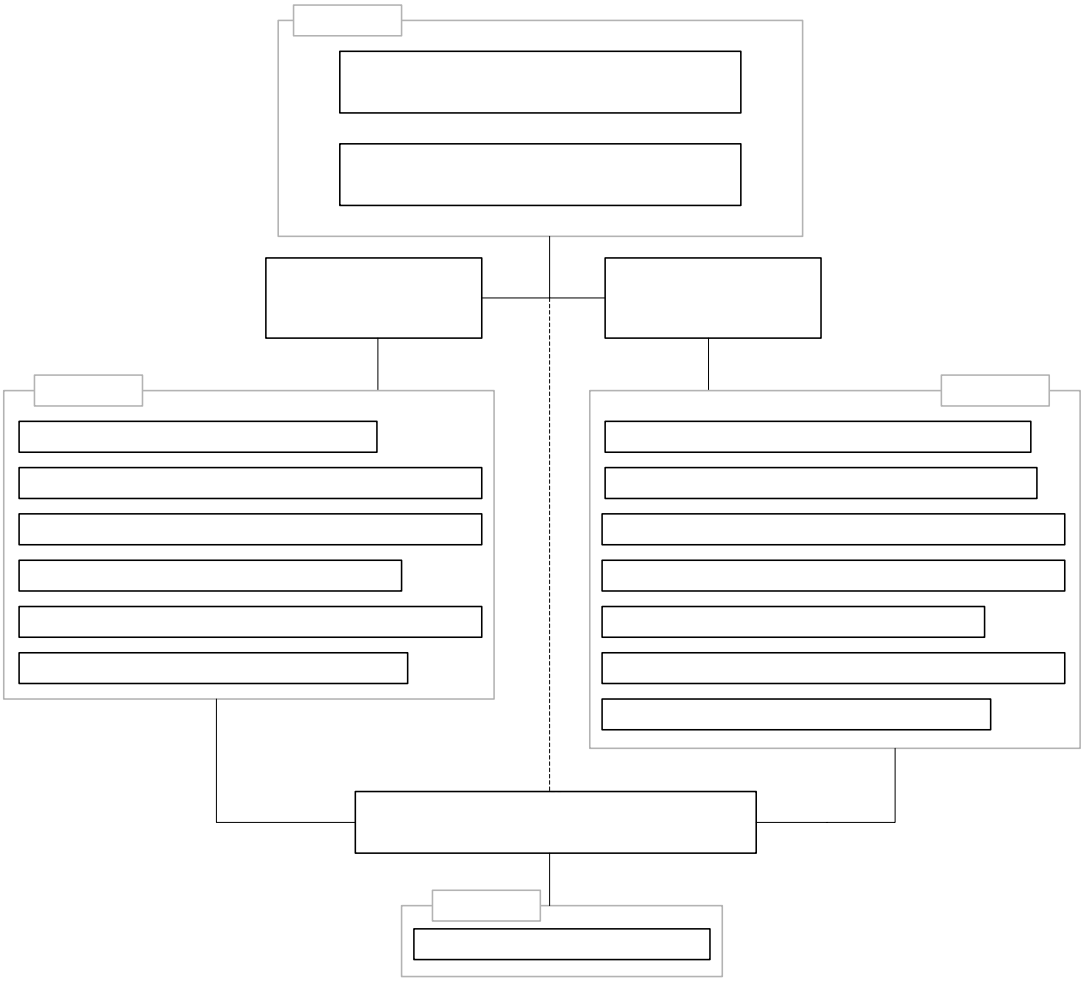
Το εργαλείο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων του MATLAB (Neural Network Toolbox, NNET) [8] χρησιμοποιεί τη λογική δημιουργίας των νευρωνικών δικτύων και αυτοματοποιεί τις διαδικασίες. Με αυτό τον τρόπο ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει νευρωνικά δίκτυα σε διάφορες εφαρμογές. Το NNET παρέχει τη δυνατότητα στο χρήστη να δημιουργήσει το νευρωνικό δίκτυο της επιλογής του είτε με χρήση γραφικού περιβάλλοντος (GUI, Graphical User Interface) είτε με το να ορίζει τα χαρακτηριστικά του (μέθοδος εκπαίδευσης, αριθμός νευρώνων, αριθμός κρυφών στρωμάτων, κ.ά.) μέσα από τη γραμμή εντολών του MATLAB.

4.2.2 Εργαλείο σχεδιασμού γραφικού περιβάλλοντος του MATLAB

Το εργαλείο σχεδιασμού γραφικού περιβάλλοντος του MATLAB [7], χωρίζεται σε δύο βασικές κατηγορίες. Το σχεδιασμό του GUI και στον προγραμματισμό του. Ο σχεδιασμός γίνεται με τη βοήθεια της εργαλειοθήκης GUIDE του λογισμικού πακέτου MATLAB. Το GUIDE δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη, μέσα από έτοιμες φόρμες, να σχεδιάσει εύκολα το GUI της επιλογής του, να προσθέσει κουτιά εισαγωγής δεδομένων, κουμπιά, μενού επιλογών, επεξηγηματικά κείμενα κ.ά.. Ο προγραμματισμός του GUI, αφορά τη συμπεριφορά του GUI ανάλογα με την εντολή του χρήστη. Δηλαδή στον κώδικα του GUI ο χρήστης πρέπει να ορίσει την αντίδραση του αλγορίθμου στο πάτημα ενός συγκεκριμένου κουμπιού ή στην εισαγωγή δεδομένων σε φόρμα εισαγωγής κ.ο.κ..

4.3 ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΤΟΥ MATLAB

Ο αλγόριθμος είναι γραμμένος σε γλώσσα προγραμματισμού MATLAB. Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα γίνει ανάλυση των σημαντικότερων στοιχείων του κώδικα, που υπάρχει πίσω από το γραφικό περιβάλλον του προγράμματος, με χρήση διαγράμματος ροής.



Σχήμα 4.1. Διάγραμμα ροής

dataload1

Εισαγωγή ημερομηνιών
σύνολο εκπαίδευ

Στο Σχήμα 4.1 φαίνεται ο τρόπος κλήσης των συναρτήσεων και των GUI (*Graphical User Interface*). Στο αρχικό παράθυρο διαλόγου καθορίζονται οι ημερομηνίες εκπαίδευσης και πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου καθώς και ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων του. Μετά την εισαγωγή των πληροφοριών στο παράθυρο διαλόγου *dataload1* ο αλγόριθμος καλεί το παράθυρο διαλόγου *passdata2* ή το *passdata3*. Τα συγκεκριμένα παράθυρα δίνουν τη δυνατότητα στον χρήστη να ορίσει τα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου ενός ή δύο κρυφών στρωμάτων αντίστοιχα. Τέλος, αφού εισαχθούν τα χαρακτηριστικά, εκτελείτε ο κώδικας εκπαίδευσης και ελέγχου νευρωνικών δικτύων του MATLAB. Η εκπαίδευση και ο έλεγχος δεν εμφανίζεται σε κάποιο GUI καθώς γίνεται με μία ενδιάμεση συνάρτηση. Τα αποτέλεσμα του αλγορίθμου παρουσιάζονται στη φόρμα των αποτελεσμάτων. Ο αλγόριθμος υπολογίζει το μέγιστο, το μέσο και το ελάχιστο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα σε ημερήσια και εβδομαδιαία βάση.

4.3.1 Δεδομένα εισόδου

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι αποθηκευμένα με τη μορφή πίνακα όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 4.1). Ένας εύχρηστος τρόπος επεξεργασίας δεδομένων αποθηκευμένα στη μορφή πίνακα είναι με χρήση του λογισμικού πακέτου Microsoft Excel. Τα δεδομένα εισόδου προέρχονται από το αρχείο που διατηρούν σχεδόν όλες οι μεγάλες απελευθερωμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας. Παρακάτω θα αναλυθεί η μορφή του πίνακα όπου αναγράφονται τα δεδομένα εισόδου.

data.xls

	A	B	C	D	E	F	G
1	Date	Daycount	Data Type	Hour	Price	Supply Volume	Demand Volume
2	19990322	356	UMCPDA	1	129786	16830,9	16830,9
3	19990322	356	UMCPDA	2	79981	16456,8	16456,8
4	19990322	356	UMCPDA	3	67971	16285	16285
5	19990322	356	UMCPDA	4	67997	16403,4	16403,4
6	19990322	356	UMCPDA	5	129718	17032,9	17032,9
7	19990322	356	UMCPDA	6	154415	18098	18098
8	19990322	356	UMCPDA	7	191728	19850,5	19850,5
9	19990322	356	UMCPDA	8	214616	20914,2	20914,2
10	19990322	356	UMCPDA	9	224063	21756,3	21756,3
11	19990322	356	UMCPDA	10	226493	22191	22191
12	19990322	356	UMCPDA	11	221333	22113,3	22113,3
13	19990322	356	UMCPDA	12	217355	22023,1	22023,1
14	19990322	356	UMCPDA	13	217772	21864,8	21864,8
15	19990322	356	UMCPDA	14	218125	21713,2	21713,2
16	19990322	356	UMCPDA	15	209955	21412,8	21412,8
17	19990322	356	UMCPDA	16	20445	21359,1	21359,1
18	19990322	356	UMCPDA	17	199909	21177,6	21177,6
19	19990322	356	UMCPDA	18	199943	21601,9	21601,9
20	19990322	356	UMCPDA	19	277811	23168,2	23168,2
21	19990322	356	UMCPDA	20	253459	22969,3	22969,3
22	19990322	356	UMCPDA	21	219941	22421,6	22421,6
23	19990322	356	UMCPDA	22	199978	21019,7	21019,7
24	19990322	356	UMCPDA	23	199942	19792,8	19792,8
25	19990322	356	UMCPDA	24	167845	18016,7	18016,7
26	19990323	357	UMCPDA	1	14495	17989,7	17989,7

Εικόνα 4.1. Δεδομένα εισόδου

Στην Εικόνα 4.1 παρουσιάζεται το φύλλο εργασίας στο οποίο είναι αποθηκευμένα τα δεδομένα. Στην πρώτη στήλη αναγράφεται η ακριβής ημερομηνία των μετρήσεων. Στη δεύτερη και τρίτη δεδομένα που αφορούν την αγορά της συγκεκριμένης χώρας, δεδομένα που δε θα χρησιμοποιηθούν από τον συγκεκριμένο αλγόριθμο. Στην

τέταρτη στήλη είναι η ώρα στην οποία αναφέρεται το κόστος. Η ΟΤΣ, η παραγωγή και η ζήτηση, τιμές οι οποίες φαίνονται στις αμέσως επόμενες στήλες ($5^η$, $6^η$ και $7^η$ στήλη αντίστοιχα). Παρατηρώντας τις στήλες 6 και 7 φαίνεται ότι η παραγωγή και η ζήτηση έχουν την ίδια ακριβώς τιμή, κάτι που είναι αναμενόμενο αφού όπως έχει προαναφερθεί τυχόν διαφορά ανάμεσα σ' αυτές τις δύο τιμές μπορεί να προκαλέσει πολύ σοβαρά προβλήματα.

4.3.2 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου παρουσιάζονται στην φόρμα των αποτελεσμάτων του λογισμικού. Όλα τα σφάλματα υπολογίζονται σε ποσοστό επί της εκατό (%). Αναλυτικά τα αποτελέσματα είναι τα παρακάτω:

- Μέσο εβδομαδιαίο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Mean weekly MAPE, Test Set)
- Ελάχιστο εβδομαδιαίο μέσο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Minimum weekly MAPE, Test Set)
- Μέγιστο εβδομαδιαίο μέσο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Maximum weekly MAPE, Test Set)
- Μέσο ημερήσιο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Mean daily MAPE, Test Set)
- Ελάχιστο ημερήσιο μέσο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Minimum daily MAPE, Test Set)
- Μέγιστο ημερήσιο μέσο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου (Maximum daily MAPE, Test Set)
- Μέσο εβδομαδιαίο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Mean weekly MAPE, Training Set)
- Ελάχιστο εβδομαδιαίο μέσο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Minimum weekly MAPE, Training Set)
- Μέγιστο εβδομαδιαίο μέσο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Maximum weekly MAPE, Training Set)
- Μέσο ημερήσιο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Mean daily MAPE, Training Set)
- Ελάχιστο ημερήσιο μέσο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Minimum daily MAPE, Training Set)
- Μέγιστο ημερήσιο μέσο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης (Maximum daily MAPE, Training Set)
- Συνολικός χρόνος εκπαίδευσης και πρόβλεψης από το νευρωνικό
- Αριθμός των νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύτηκαν

Τα αποτελέσματα με τη μεγαλύτερη βαρύτητα είναι η μέση τιμή για το μέσο εβδομαδιαίο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα και το μέσο ημερήσιο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για το σύνολο ελέγχου. Καθώς από αυτές τις δύο τιμές διαπιστώνεται η ακρίβεια του αλγορίθμου.

4.4 ΓΡΑΦΙΚΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

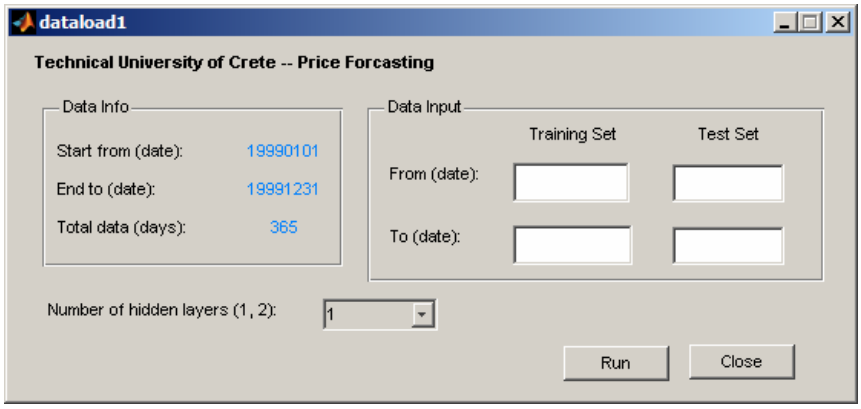
Το γραφικό περιβάλλον του αλγορίθμου δημιουργήθηκε με τη βοήθεια της εργαλειοθήκης για τη δημιουργία παραθύρων διαλόγου (GUI, Graphical User

Interface Toolbox) του MATLAB. Το γραφικό περιβάλλον δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να μεταβάλει εύκολα τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου ώστε να έχει βέλτιστα αποτελέσματα. Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζονται και αναλύονται τα επιμέρους παράθυρα διαλόγου του λογισμικού.

4.4.1 Εισαγωγή ημερομηνιών και αριθμού κρυφών στρωμάτων του νευρωνικού δικτύου

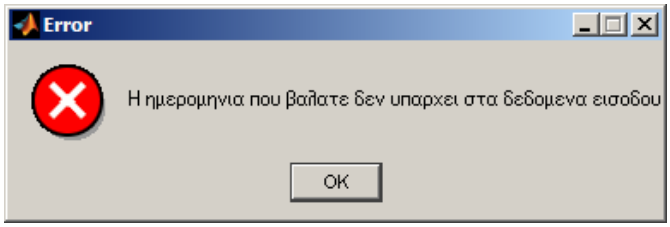
Στην Εικόνα 4.2 φαίνεται το παράθυρο διαλόγου με όνομα *dataload1*. Στο αριστερό μέρος του GUI, φαίνονται ορισμένα στοιχεία των δεδομένων εισόδου. Η ημερομηνία από την οποία ξεκινούν οι μετρήσεις, η ημερομηνία που τελειώνουν καθώς και το σύνολο των ημερών.

Ο χρήστης καλείται να εισάγει τις ημερομηνίες που θα γίνει η εκπαίδευση του νευρωνικού και τις ημερομηνίες για τον έλεγχο του. Η εισαγωγή των ημερομηνιών πρέπει να γίνει με συγκεκριμένη μορφή (format), δηλαδή, πρώτα γράφεται το έτος, μετά ο μήνας με δύο ψηφία και τέλος η ημέρα επίσης με δύο ψηφία. Για παράδειγμα η αναφορά στην 22η ημέρα του Μάρτη του 1999, γίνεται με τη μορφή '*19990322*'. Τέλος ο χρήστης πρέπει να επιλέξει τον αριθμό των κρυφών στρωμάτων που θέλει να έχει το νευρωνικό δίκτυο μεταξύ των εναλλακτικών ένα και δύο (1 & 2).



Εικόνα 4.2. Παράθυρο διαλόγου dataload1

Για μεγαλύτερη ασφάλεια στην εισαγωγή δεδομένων στο GUI έχουν εισαχθεί κάποιοι περιορισμοί. Πρώτον, η ημερομηνία που θα βάλει ο χρήστης πρέπει να υπάρχει μέσα στα δεδομένα εισόδου. Δεύτερον, η ημερομηνία τέλους '*…έως*' στο σύνολο ελέγχου και εκπαίδευσης δεν πρέπει να είναι ενωρίτερη από την ημερομηνία αρχής '*από…*' του συνόλου ελέγχου και εκπαίδευσης αντίστοιχα.

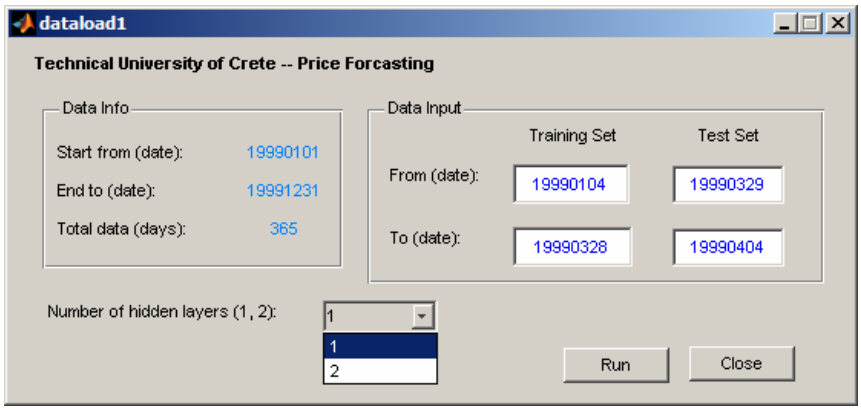


Εικόνα 4.3. Εσφαλμένη εισαγωγή δεδομένων

Σε περίπτωση που ο χρήστης εισάγει δεδομένα τα οποία δεν ικανοποιούν τους παραπάνω περιορισμούς αυτόματα το GUI χρωματίζει κόκκινο το πλαίσιο στο οποίο

εντοπίστηκε σφάλμα και εμφανίζει ένα προειδοποιητικό μήνυμα (Εικόνα 4.3). Σε αντίθετη περίπτωση το πρόγραμμα χρωματίζει το κελί με μπλε χρώμα.

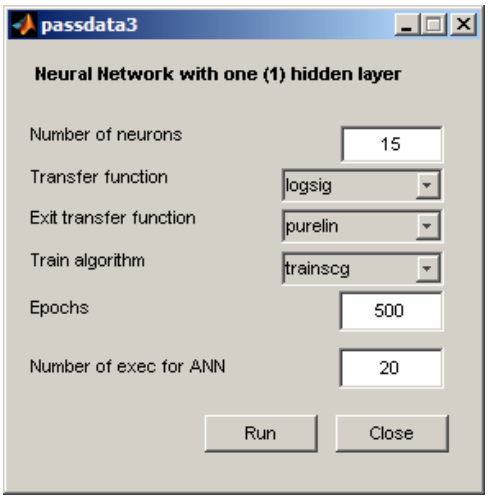
Μετά την εισαγωγή δεδομένων το παράθυρο διαλόγου *dataload1*, παρέχει στον χρήστη, την δυνατότητα επιλογής του αριθμού των κρυφών στρωμάτων που θα έχει το νευρωνικό δίκτυο. Οι μεταβλητές που περιγράφουν ένα νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα είναι, κατά μία, περισσότερες από αυτές που περιγράφουν ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα.



Εικόνα 4.4. Επιλογή αριθμού κρυφών στρωμάτων του νευρωνικού δικτύου

4.4.2 Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου

Αφού συμπληρωθούν επιτυχώς τα κελιά του αρχικού GUI, τα δεδομένα μεταφέρονται στο επόμενο όπου ο χρήστης ορίζει τα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 4.5. Εισαγωγή χαρακτηριστικών για νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα

Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 4.5 τα χαρακτηριστικά που ζητούνται να ορισθούν είναι:

- Ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος
- Η συνάρτηση μεταφοράς – ενεργοποίησης του κρυφού στρώματος
- Η συνάρτηση μεταφοράς – ενεργοποίησης του στρώματος εξόδου
- Ο αλγόριθμος – συνάρτηση εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου

- Ο αριθμός των επαναλήψεων που θα πραγματοποιηθούν κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού ώστε να υπάρξει σύγκλιση σε σχεδόν μηδενικό σφάλμα
- Αριθμός νευρωνικών δικτύων που θα εκπαιδευτούν

Ο βέλτιστος αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος υπολογίζεται με τη μέθοδο της δοκιμής και σφάλματος. Όμοια και για τις συναρτήσεις μεταφοράς στα στρώματα του νευρωνικού δικτύου και τον αλγόριθμο εκπαίδευσης.

Οι συναρτήσεις μεταφοράς μπορεί να είναι γραμμικές ή και μη γραμμικές [1]. Κάθε συνάρτηση μεταφοράς επιλέγεται έτσι ώστε να ικανοποιεί κάποιους περιορισμούς του εκάστοτε προβλήματος. Στην εργαλειοθήκη του MATLAB υπάρχουν 12 συναρτήσεις μεταφοράς. Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα αναλυθούν οι τρεις πιο διαδεδομένες.

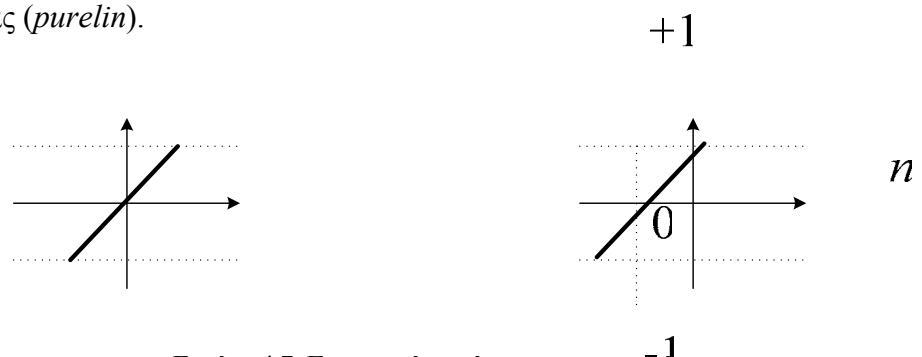
Εικόνα 4.6. Συνάρτηση μεταφοράς σκληρού ορίου

Η συνάρτηση μεταφοράς σταθερού ορίου (hard limit transfer function) ορίζει την έξοδο του νευρώνα με μηδέν (0) αν η παράμετρος της συνάρτησης είναι μικρότερη του μηδενός ή με ένα (1) αν είναι μεγαλύτερη ή ίση με το μηδέν (Εικόνα 4.6). Στο δεξιό μέρος της Εικόνα 4.6 φαίνεται η συμπεριφορά ενός νευρώνα που χρησιμοποιεί τη συνάρτηση μεταφοράς *hardlim*.

Η γραμμική συνάρτηση μεταφοράς (liner transfer function). Η έξοδος μιας γραμμικής συνάρτησης είναι ίδια με την είσοδο

$$a = n \tag{4.1}$$

Στην Εικόνα 4.7 φαίνεται η είσοδος και η έξοδος για μια γραμμική συνάρτηση μεταφοράς (*purelin*).



Εικόνα 4.7. Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

Η λογαριθμική συνάρτηση μεταφοράς φαίνεται στην Εικόνα 4.8 $a = hardlim(n)$

Εικόνα 4.8. Λογαριθμική συνάρτηση μεταφοράς

Η είσοδος και η έξοδος της λογαριθμικής συνάρτησης έχει αναφερθεί και στην παράγραφο 3.1 από την εξίσωση (3.3).

$$a = logsig(n)$$

Συγκεντρωτικά όλες οι συναρτήσεις μεταφοράς που χρησιμοποιούνται από το MATLAB παρουσιάζονται στον Πίνακας 4.1.

Πίνακας 4.1. Συναρτήσεις μεταφοράς

Όνομα	Σχέση εισόδου εξόδου	Συνάρτηση στο MATLAB	Εικονίδιο
Hard Limit	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$	hardlim	
Symmetrical Hard Limit	$a = -1 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$	hardlims	
Linear	$a=n$	purelin	
Saturating Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$	satlin	
Symmetric Saturating Linear	$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = +1 \quad n > 1$	satlins	
Log-Sigmoid	$a = \frac{1}{1+e^n}$	logsig	
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	tansig	
Positive linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad n \geq 0$	poslin	
Competitive	$a = 1$ Όταν έχει τη μέγιστη είσοδο $a = 0$ Για όλους τους άλλους νευρώνες	compet	C
Triangular basis transfer function		tribas	
Softmax Transfer Function		softmax	s
Radial Basis Transfer Function		radbas	

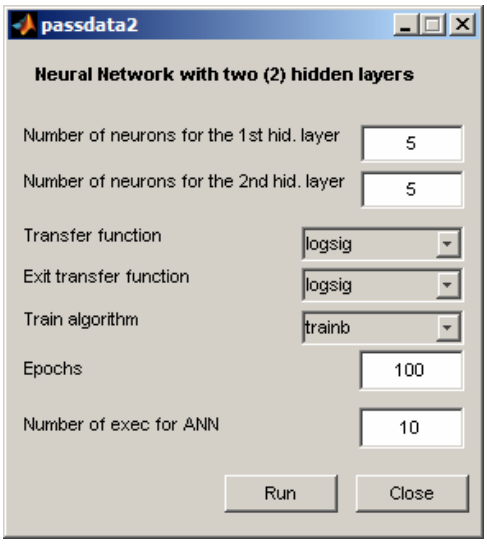
Αντίστοιχα με τις συναρτήσεις μεταφοράς υπάρχει ένα πλήθος συναρτήσεων εκπαίδευσης. Οι συναρτήσεις εκπαίδευσης διαφοροποιούνται μεταξύ τους καθώς χρησιμοποιούν διαφορετικό αλγόριθμο εκπαίδευσης. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.2) φαίνονται συγκεντρωτικά οι συναρτήσεις εκπαίδευσης.

Πίνακας 4.2. Συναρτήσεις εκπαίδευσης [2]

Όνομα συνάρτησης	Αλγόριθμος
trainb	Batch training with weight & bias learning rules
trainbfg	BFGS quasi-Newton backpropagation
trainbr	Bayesian regularization
trainc	Cyclical order incremental training w/learning functions
traincgb	Powell -Beale conjugate gradient backpropagation
traincgf	Fletcher-Powell conjugate gradient backpropagation
traincgp	Polak-Ribiere conjugate gradient backpropagation
traingd	Gradient descent backpropagation
traingdm	Gradient descent with momentum backpropagation
traingda	Gradient descent with adaptive lr backpropagation
traingdx	Gradient descent w/momentum & adaptive lr backpropagation
trainlm	Levenberg-Marquardt backpropagation
trainoss	One step secant backpropagation
trainr	Random order incremental training w/learning functions
trainrp	Resilient backpropagation (Rprop)
trains	Sequential order incremental training w/learning functions
trainscg	Scaled conjugate gradient backpropagation

Ο αριθμός των νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύονται παρέχει στον χρήστη μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της ακρίβειας της πρόβλεψης. Τα βάρη και οι πολώσεις στο MATLAB αρχικοποιούνται με τυχαίο τρόπο. Έτσι, διαφορετικές εκτελέσεις του αλγορίθμου εκπαίδευσης ενός συγκεκριμένου νευρωνικού δικτύου οδηγούν σε διαφορετικά αποτελέσματα, δηλαδή διαφορετικό μέσο εκατοστιαίο σφάλμα για το σύνολο ελέγχου. Η επανάληψη της διαδικασίας εκμάθησης πολλών νευρωνικών δικτύων με τα ίδια χαρακτηριστικά παράγει μια πιο ασφαλή προσέγγιση. Όμως όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός νευρωνικών δικτύων που επιλέγει ο χρήστης τόσο μεγαλώνει και ο υπολογιστικός χρόνος.

Στην περίπτωση που ο χρήστης επιλέξει χρήση νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα τότε ο πρόγραμμα ζητάει ένα επιπλέον χαρακτηριστικό, τον αριθμό των νευρώνων στο δεύτερο κρυφό στρώμα (Εικόνα 4.9).



Εικόνα 4.9. Εισαγωγή χαρακτηριστικών για νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα

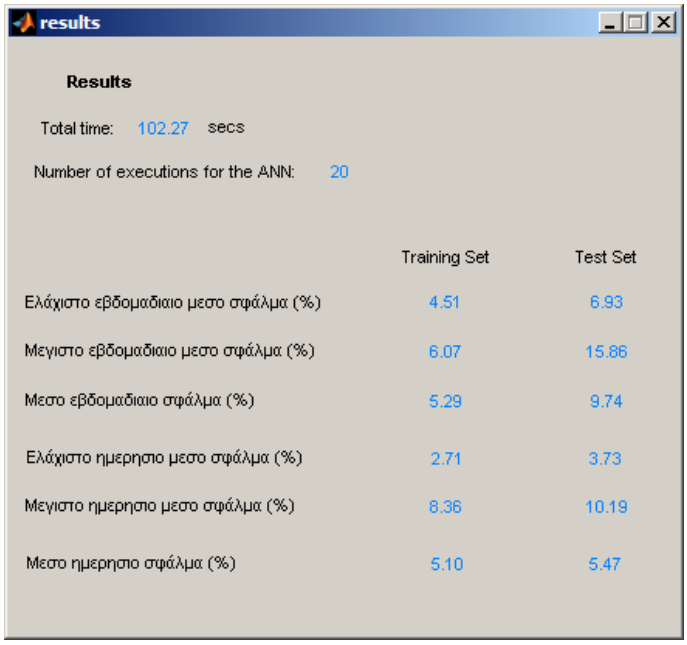
Οι τιμές οι οποίες προϋπάρχουν στο παράθυρο διαλόγου είναι η αρχικοποίηση των τιμών για το πρόγραμμα, αυτές είναι ενδεικτικές και όχι οι βέλτιστες τιμές. Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να βάλει την τιμή της επιλογής του. Τα δεδομένα τα οποία εισήγαγε ο χρήστης στο αρχικό GUI δεν εμφανίζονται σ' αυτό το στάδιο αλλά είναι αποθηκευμένα ώστε να χρησιμοποιηθούν στο επόμενο και τελικό όπου πραγματοποιείται η εκπαίδευση και η πρόβλεψη.

4.4.3 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα του λογισμικού παρουσιάζονται στη φόρμα των αποτελεσμάτων. Σ' αυτή δεν έχει δυνατότητα παρέμβασης ο χρήστης. Τα αποτελέσματα είναι αυτά που αναφέρθηκαν και σε προηγούμενη παράγραφο (4.3.2). Εκτός από τη φόρμα των αποτελεσμάτων (Εικόνα 4.10), το πρόγραμμα δημιουργεί και αρχείο εξόδου σε μορφή κειμένου (results.out) και ένα με τη μορφή πινάκων (results.xls).

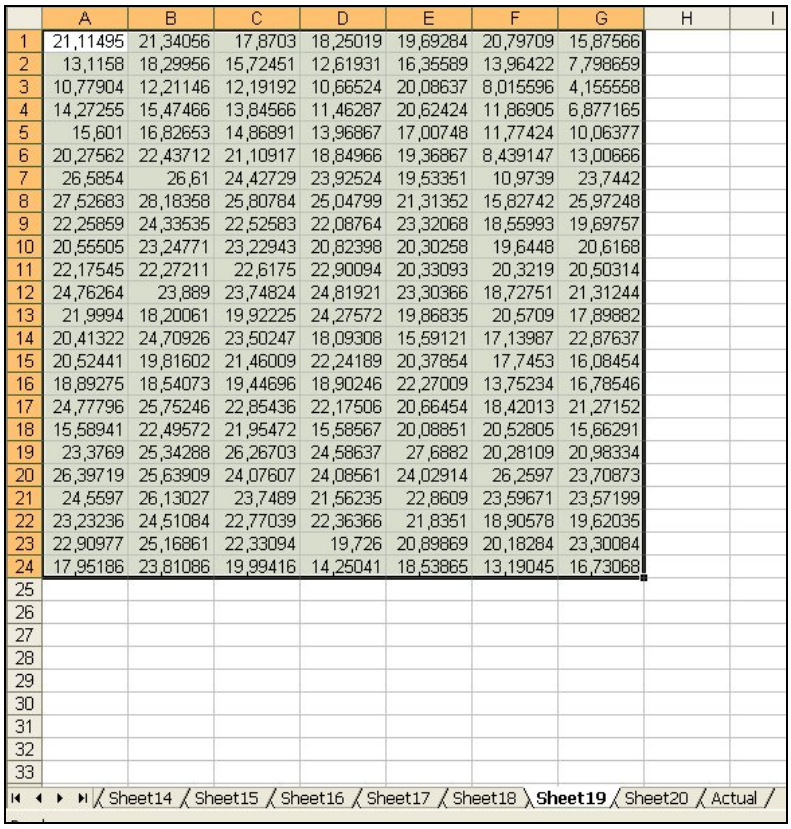
Πίνακας 4.3. Αρχείο εξόδου, results.out

```
--- Start of INPUT data ---
Start Train Set: 19990201
End Train Set: 19990328
Start Test Set: 19990329
End Test Set: 19990404
Num of Repeats: 20
Neurons in hidden layer: 50
Transfer function in hid layer: logsig
Transefer function in exit layer: logsig
Training method: trainrp
Epoches: 500
--- Start of MCPF1 ---
Rep.   MAPET        MAPEC        MAPETD MAPECD
1      2.56         11.51        1.97         4.94
2      2.70         11.80        2.01         5.12
3      2.77         12.47        2.13         5.25
4      2.86         12.94        2.44         5.97
5      2.93         13.23        2.45         6.15
6      2.96         13.30        2.70         7.78
7      3.00         13.42        2.75         7.80
8      3.01         13.58        2.84         8.41
9      3.01         14.23        2.90         8.89
10     3.03         14.31        2.97         9.34
11     3.05         14.59        3.19         9.40
12     3.07         16.02        3.22         9.50
13     3.23         16.20        3.39         10.32
14     3.29         16.26        3.46         10.39
----------
--- Test Set ---
Μέγιστο ημερήσιο σφάλμα TEST SET:       10.39
Ελάχιστο ημερήσιο σφάλμα TEST SET:      4.94
Μέσο ημερήσιο σφάλμα TEST SET:          7.80
Μέγιστο εβδομαδιαίο σφάλμα TEST SET:    16.26
Ελάχιστο εβδομαδιαίο σφάλμα TEST SET:   11.51
Μέσο εβδομαδιαίο σφάλμα TEST SET:       13.85
--- Training Set ---
Μέγιστο εβδομαδιαίο σφάλμα TRAIN SET:   3.29
Ελάχιστο εβδομαδιαίο σφάλμα TRAIN SET:  2.56
Μέσο εβδομαδιαίο σφάλμα TRAIN SET:      2.96
Μέγιστο ημερήσιο σφάλμα TRAIN SET:      3.46
Ελάχιστο ημερήσιο σφάλμα TRAIN SET:     1.97
Μέσο ημερίσιο σφάλμα TRAIN SET:          2.74
----------
Συνολικός χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου 1.4 min - 86.16 sec
```



Εικόνα 4.10. Φόρμα αποτελεσμάτων

Στο αρχείο εξόδου παρουσιάζονται τα δεδομένα της εκάστοτε εκτέλεσης. Στην αρχή αναγράφονται τα δεδομένα εισόδου του προγράμματος, δηλαδή τα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου και τις ημερομηνίες που επέλεξε ο χρήστης.



	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	21,11495	21,34056	17,8703	18,25019	19,69284	20,79709	15,87566		
2	13,1158	18,29956	15,72451	12,61931	16,35589	13,96422	7,798659		
3	10,77904	12,21146	12,19192	10,66524	20,08637	8,015596	4,155558		
4	14,27255	15,47466	13,84566	11,46287	20,62424	11,86905	6,877165		
5	15,601	16,82653	14,86891	13,96867	17,00748	11,77424	10,06377		
6	20,27562	22,43712	21,10917	18,84966	19,36867	8,439147	13,00666		
7	26,5854	26,61	24,42729	23,92524	19,53351	10,9739	23,7442		
8	27,52683	28,18358	25,80784	25,04799	21,31352	15,82742	25,97248		
9	22,25859	24,33535	22,52583	22,08764	23,32068	18,55993	19,69757		
10	20,55505	23,24771	23,22943	20,82398	20,30258	19,6448	20,6168		
11	22,17545	22,27211	22,6175	22,90094	20,33093	20,3219	20,50314		
12	24,76264	23,889	23,74824	24,81921	23,30366	18,72751	21,31244		
13	21,9994	18,20061	19,92225	24,27572	19,86835	20,5709	17,89882		
14	20,41322	24,70926	23,50247	18,09308	15,59121	17,13987	22,87637		
15	20,52441	19,81602	21,46009	22,24189	20,37854	17,7453	16,08454		
16	18,89275	18,54073	19,44696	18,90246	22,27009	13,75234	16,78546		
17	24,77796	25,75246	22,85436	22,17506	20,66454	18,42013	21,27152		
18	15,58941	22,49572	21,95472	15,58567	20,08851	20,52805	15,66291		
19	23,3769	25,34288	26,26703	24,58637	27,6882	20,28109	20,98334		
20	26,39719	25,63909	24,07607	24,08561	24,02914	26,2597	23,70873		
21	24,5597	26,13027	23,7489	21,56235	22,8609	23,59671	23,57199		
22	23,23236	24,51084	22,77039	22,36366	21,8351	18,90578	19,62035		
23	22,90977	25,16861	22,33094	19,726	20,89869	20,18284	23,30084		
24	17,95186	23,81086	19,99416	14,25041	18,53865	13,19045	16,73068		
25									
26									
27									
28									
29									
30									
31									
32									
33									

Sheet14 / Sheet15 / Sheet16 / Sheet17 / Sheet18 / **Sheet19** / Sheet20 / Actual

Εικόνα 4.11. Αρχείο εξόδου results.xls

Στη συνέχεια αναγράφεται αναλυτικά το μέσο απόλυτο εβδομαδιαίο και ημερήσιο εκατοστιαίο σφάλμα για το σύνολο ελέγχου και το σύνολο εκπαίδευσης, για κάθε ένα νευρωνικό δίκτυο που εξετάστηκε. Παρατηρείται ότι ενώ αρχικά ο χρήστης όρισε 20

εκτελέσεις του αλγορίθμου στα αποτελέσματα παρουσιάζονται 14. Αυτό συμβαίνει γιατί ο αλγόριθμος υπολογίζει ένα ποσοστό της τάξης του 70% των βέλτιστων νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύτηκαν.

Στο αρχείο results.xls παρουσιάζονται αναλυτικά οι τιμές πρόβλεψης για κάθε ώρα με τη μορφή πίνακα. Ο αριθμός των νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύονται είναι ίσος με τον αριθμό των φύλων εργασίας στο λογισμικό πακέτο Microsoft Excel. Όπως φαίνεται και από την παραπάνω εικόνα (Εικόνα 4.11), οι γραμμές του πίνακα παρουσιάζουν τις τιμές ανά εικοσιτετράωρο ενώ οι στήλες αναφέρονται στις ημέρες πρόβλεψης. Το τελευταίο φύλο εργασίας με όνομα 'Actual' παρουσιάζει τις πραγματικές τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας, σύμφωνα με τις οποίες γίνεται και ο υπολογισμός του σφάλματος της πρόβλεψης.

5ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

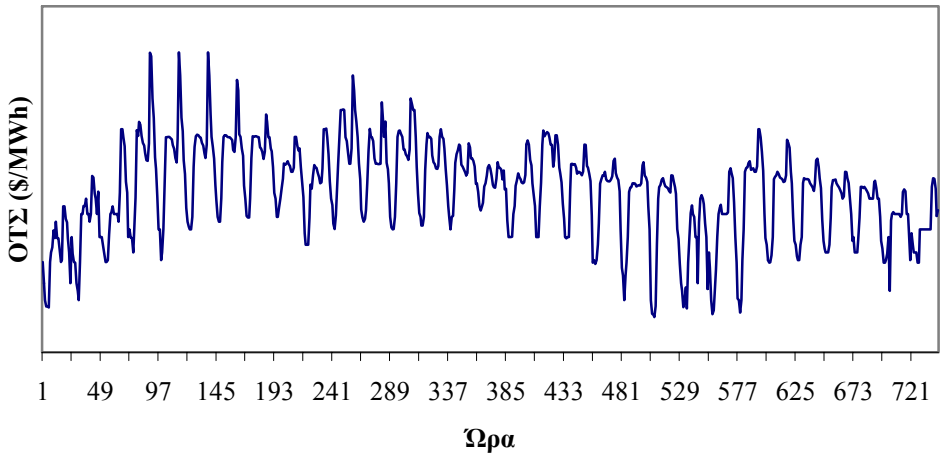
ΕΠΙΛΟΓΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος επιλέγεται το βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο καθώς επίσης γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου με άλλες μεθόδους πρόβλεψης.

5.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΗΜΕΡΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

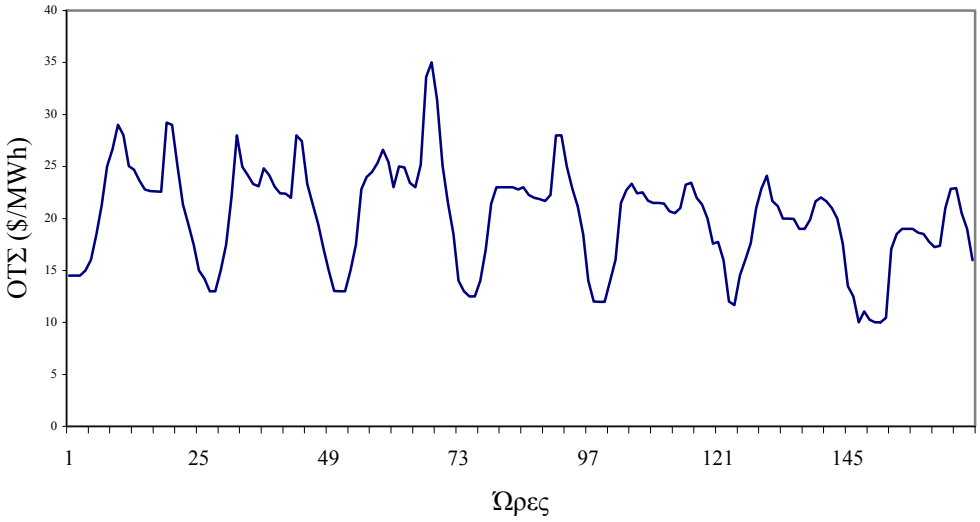
Η επιλογή της ημέρας πρόβλεψης γίνεται με κριτήριο την ομαλότητα της χρονοσειράς της ΟΤΣ. Δηλαδή, μια καλή περίοδος για να πραγματοποιηθούν οι προσομοιώσεις των μεθόδων πρόβλεψης είναι αυτή στην οποία δεν υπάρχουν απότομες διακυμάνσεις της ΟΤΣ. Με αυτό τον τρόπο παρατηρείται ασφαλέστερα η ακρίβεια των αποτελεσμάτων της μεθόδου πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα των μοντέλων είναι άμεσα συγκρίσιμα καθώς ελαχιστοποιείται η μεταβολή της ΟΤΣ από φυσικούς εξωτερικούς παράγοντες.

Παρατηρώντας την χρονοσειρά της αγοράς της Καλιφόρνιας εντοπίζονται χρονικές περίοδοι που δεν υπάρχουν απότομες μεταβολές στις τιμές της ΟΤΣ.



Σχήμα 5.1. Τιμές ΟΤΣ, Ιανουαρίου 1999 για την αγορά της Καλιφόρνιας

Στο Σχήμα 5.1 παρουσιάζονται οι οριακές τιμές του συστήματος για τον Ιανουάριο, της αγοράς της Καλιφόρνιας. Παρατηρώντας τη συγκεκριμένη χρονοσειρά, διαπιστώνεται η περιοδικότητα της συμπεριφοράς, τα συγκεκριμένα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν με ασφάλεια ως δεδομένα εισόδου. Με το ίδιο σκεπτικό μια καλή περίοδος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως σύνολο ελέγχου είναι η περίοδος 29/3/1999-4/4/1999 (Σχήμα 5.2).

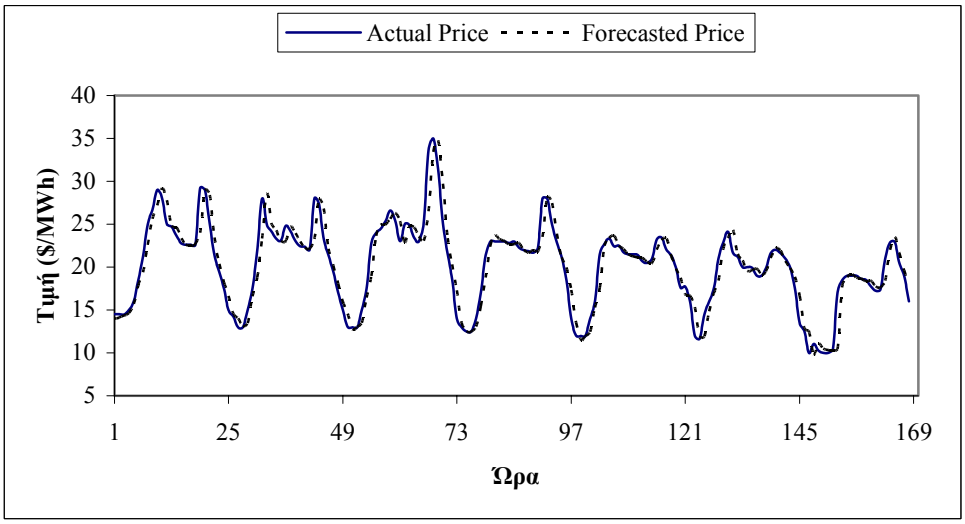


Σχήμα 5.2. ΟΤΣ από 29/3/1999-4/4/1999 για την αγορά της Καλιφόρνιας

Έτσι, το σύνολο ελέγχου (πρόβλεψης), για τις προσομοιώσεις, θα είναι από της29/3-4/4, ενώ το σύνολο εκπαίδευσης θα οριστεί ως παράμετρος προς βελτιστοποίηση.

5.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΑΠΛΟΪΚΗ ΜΕΘΟΔΟ

Η απλοϊκή μέθοδος έχει αναλυθεί στο Κεφάλαιο **Error! Reference source not found.**, στην παράγραφο 3.5.1. Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της μεθόδου για το συγκεκριμένο σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.3. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για την ημερομηνία 29/3 έως 4/4

Σύμφωνα με το Σχήμα 5.3 τα αποτελέσματα της μεθόδου φαίνονται πολύ κοντά στις πραγματικές τιμές. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.1) παρουσιάζονται οι πραγματικές τιμές και οι προβλεπόμενες τιμές της ΟΤΣ για το πρώτο εικοσιτετράωρο (29/3/1999) της χρονοσειράς πρόβλεψης.

Πίνακας 5.1. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές για της 29/3, με την απλοϊκή μέθοδο

Ώρα	Πραγματική τιμή	Τιμή πρόβλεψης
1	14.50	13.99
2	14.50	14.12
3	14.49	14.35
4	15.00	14.61
5	16.00	15.71
6	18.44	17.82
7	21.25	19.41
8	25.00	22.59
9	26.67	25.64
10	29.00	27.19
11	28.01	29.19
12	25.03	27.78
13	24.71	24.83
14	23.65	24.63
15	22.78	23.37
16	22.63	22.62
17	22.60	22.46
18	22.58	22.70
19	29.22	23.98
20	29.00	28.99
21	25.03	28.40
22	21.34	23.44
23	19.42	20.38
24	17.43	18.18

Το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα, που δίνεται από την εξίσωση (3.14), για τη συγκεκριμένη μέθοδο είναι:

$$MAPE = \frac{1}{168} \cdot \frac{192.19}{20.18} \cdot 100\% = 5.67\%$$

5.3 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟ

Η πολυωνυμική μέθοδος έχει αναλυθεί στο Κεφάλαιο **Error! Reference source not found.**, παράγραφο 3.5.2. Τα αποτελέσματα της πολυωνυμικής μεθόδου παράγονται με τη βοήθεια του λογισμικού πακέτου MATLAB και τη συνάρτηση *polyfit*. Τα πολυώνυμα που χρησιμοποιούνται ώστε να προσεγγίσουν τις γραφικές είναι πρώτου, δευτέρου, τρίτου και τετάρτου βαθμού. Στη συγκεκριμένη μέθοδο χρησιμοποιείται ένα σύνολο εκπαίδευσης από το οποίο ορίζονται οι παράμετροι της πολυωνυμικής συνάρτησης (a, b, c, d, …). Στη συνέχεια η πολυωνυμική συνάρτηση χρησιμοποιείται για να προβλέψει τις εξόδους $y(x)$ (οριακές τιμές), ορίζοντας ως είσοδο x, τις τιμές των φορτίων.

5.3.1 Πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού

Η πολυωνυμική συνάρτηση έχει την παρακάτω μορφή:

$$y(x) = a \cdot x + b \tag{5.1}$$

Για το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται οι ημερομηνίες από 4/1/1999-28/3/1999 και σύνολο ελέγχου το ίδιο που χρησιμοποιήθηκε και στην απλοϊκή μέθοδο (29/3/1999-4/4/1999).

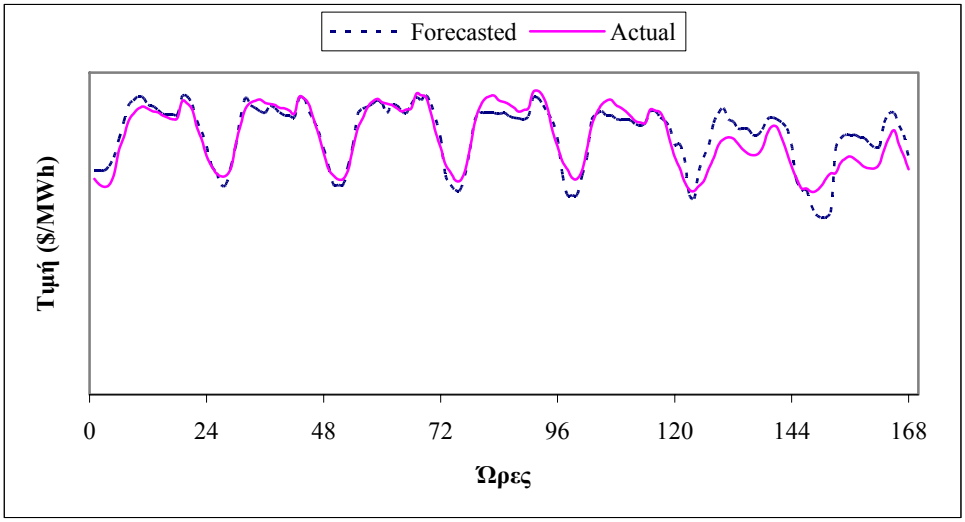
Το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για την πολυωνυμική μέθοδο πρώτου βαθμού είναι 8.21%.

5.3.2 Πολυωνυμική συνάρτηση δευτέρου βαθμού

Η συνάρτηση έχει τη μορφή πολυωνύμου δευτέρου βαθμού:

$$y(x) = a \cdot x^2 + b \cdot x + c \tag{5.2}$$

Όμοια με τα προηγούμενα το MAPE υπολογίζεται στο 8.01%.



Σχήμα 5.4. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση δευτέρου βαθμού

Στο Σχήμα 5.4 με τη διακεκομμένη γραμμή φαίνονται οι προβλεπόμενες τιμές ενώ με τη συνεχή η πραγματικές. Η πολυωνυμική συνάρτηση όπως υπολογίστηκε από το MATLAB έχει την παρακάτω μορφή:

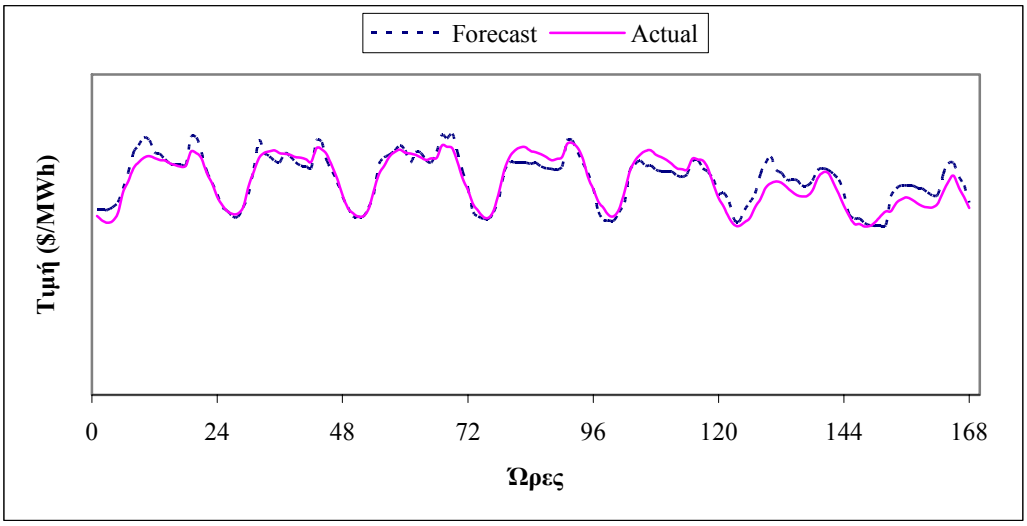
$$y(x) = \text{-}3.8257 \cdot 10^{-8} \cdot x^2 + 0.0032728 \cdot x\text{-}30.239$$

5.3.3 Πολυωνυμική συνάρτηση τρίτου βαθμού

Όμοια με τις παραπάνω συναρτήσεις η τελική μορφή της συνάρτησης τρίτου βαθμού είναι:

$$y(x) = 3.7356 \cdot 10^{-11} \cdot x^3 - 2.2757 \cdot 10^{-6} \cdot x^2 + 0.047494 \cdot x - 318.43$$

Το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι της τάξης του 7.93%. Τέλος, στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 5.5) παρουσιάζεται η προβλεπόμενη τιμή σε συνάρτηση με την πραγματική τιμή.

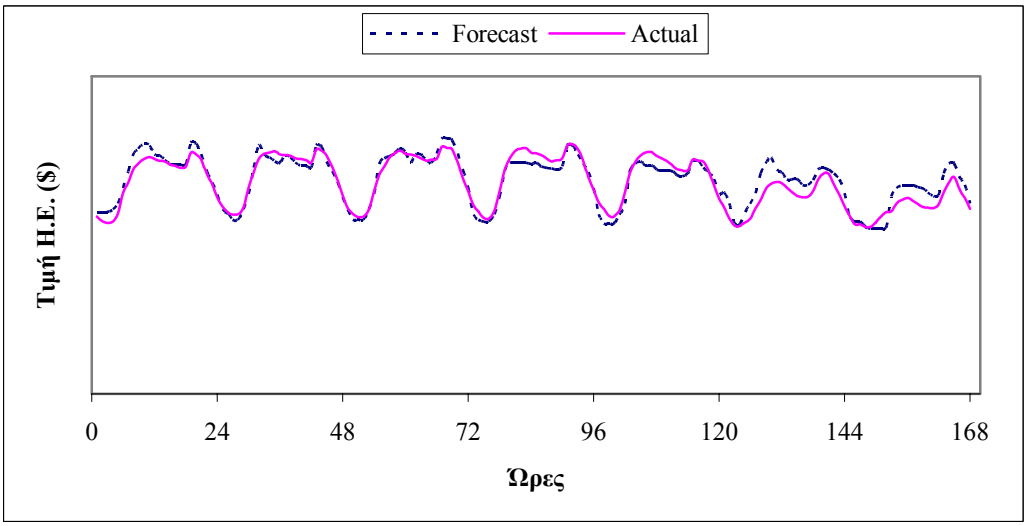


Σχήμα 5.5. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση τρίτου βαθμού

5.3.4 Πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού

Τέλος γίνεται πρόβλεψη τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας με πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού, της μορφής που φαίνεται στην εξίσωση (5.3).

$$y(x) = a \cdot x^4 + b \cdot x^3 + c \cdot x^2 + d \cdot x + e \tag{5.3}$$



Σχήμα 5.6. Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας με τη πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού

Το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι της τάξης του 7.77%. Η τελική μορφή της συνάρτησης φαίνεται παρακάτω:

$$y(x) = 7.0872 \cdot 10^{-15} \cdot x^4 - 5.3105 \cdot 10^{-10} \cdot x^3 + 1.4677 \cdot 10^{-5} \cdot x^2 - 0.1753 \cdot x + 770.07$$

5.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Τα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου επηρεάζουν άμεσα την ακρίβεια των αποτελεσμάτων του. Η κατάλληλη ρύθμιση των χαρακτηριστικών αυτών οδηγεί σε βέλτιστα αποτελέσματα. Παρακάτω παρουσιάζονται οι παράγοντες – χαρακτηριστικά οι οποίοι μελετώνται και βελτιστοποιούνται ώστε να παραχθεί το βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο.

- *Επιλογή αρχικού συνόλου μάθησης*. Το σύνολο μάθησης πρέπει να παρέχει αρκετές πληροφορίες ώστε τα βάρη και οι πολώσεις του νευρωνικού δικτύου να ρυθμιστούν κατάλληλα, αλλά όχι και υπερβολικές ώστε να καταναλώνεται ωφέλιμος χρόνος άσκοπα.
- *Επιλογή συνάρτησης εκπαίδευσης*. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου είναι μια πάρα πολύ σημαντική παράμετρος. Ένα εξίσου σημαντικό στοιχείο για την επιλογή συνάρτησης εκπαίδευσης, είναι ο χρόνος εκπαίδευσης του αλγορίθμου. Αρκετές μέθοδοι συγκλίνουν πολύ πιο αργά στο στόχο τους (σχεδόν μηδενικό σφάλμα) ενώ άλλες πολύ πιο γρήγορα.
- *Επιλογή συνάρτησης μεταφοράς – ενεργοποίησης*. Η συνάρτηση μεταφοράς μπορεί να είναι διαφορετική για το κρυφό στρώμα και το στρώμα εξόδου στα νευρωνικά δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα και αντίστοιχα των κρυφών στρωμάτων και του στρώματος εξόδου για τα νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα. Στον συγκεκριμένο αλγόριθμο στο νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα θεωρείται ότι η συνάρτηση μεταφοράς του πρώτου κρυφού στρώματος είναι πάντα ίδια με αυτήν του δευτέρου.
- *Επιλογή πλήθους κρυφών νευρώνων*. Οι νευρώνες που χρησιμοποιούνται στο κρυφό στρώμα ή στα κρυφά στρώματα αντίστοιχα συμβάλουν στην ακρίβεια του σφάλματος καθώς και στον χρόνο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι επιμέρους προσεγγίσεις των βέλτιστων τιμών για κάθε έναν από τους παραπάνω παράγοντες. Η προσέγγιση έγινε με τη μέθοδο της δοκιμής και σφάλματος.

5.4.1 Επιλογή αρχικού συνόλου μάθησης

Διατηρώντας το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης δηλαδή την εβδομάδα στα τέλη Μαρτίου και αρχές Απριλίου (29/3-4/4), το σύνολο εκπαίδευσης συμπεριλαμβάνει τις παρακάτω εναλλακτικές:

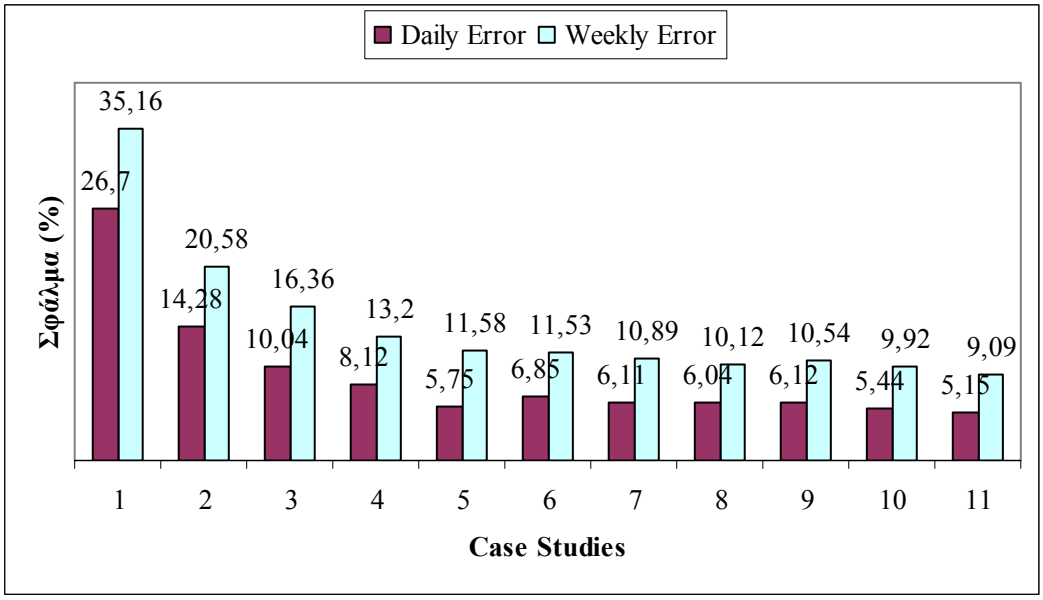
Case 1: Δύο βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 15/3/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.

Case 2: Τρεις εβδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 8/3/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.

Case 3: Τέσσερεις εβδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τη 1/3/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.

Case 4: Πέντε βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 22/2/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 5: Έξι βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 15/2/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 6: Επτά βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 8/2/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 7: Οκτώ βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τη 1/2/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 8: Εννέα βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 25/1/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 9: Δέκα βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 18/1/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 10: Έντεκα βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 11/1/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.
Case 11: Δώδεκα βδομάδες στο σύνολο μάθησης. Το σύνολο μάθησης ξεκινάει από τις 4/1/1999 και φτάνει ως και τις 28/3/1999.

Στο παρακάτω γράφημα (Σχήμα 5.7) παρουσιάζεται η διακύμανση του σφάλματος για κάθε μια από τις παραπάνω περιπτώσεις για νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα.

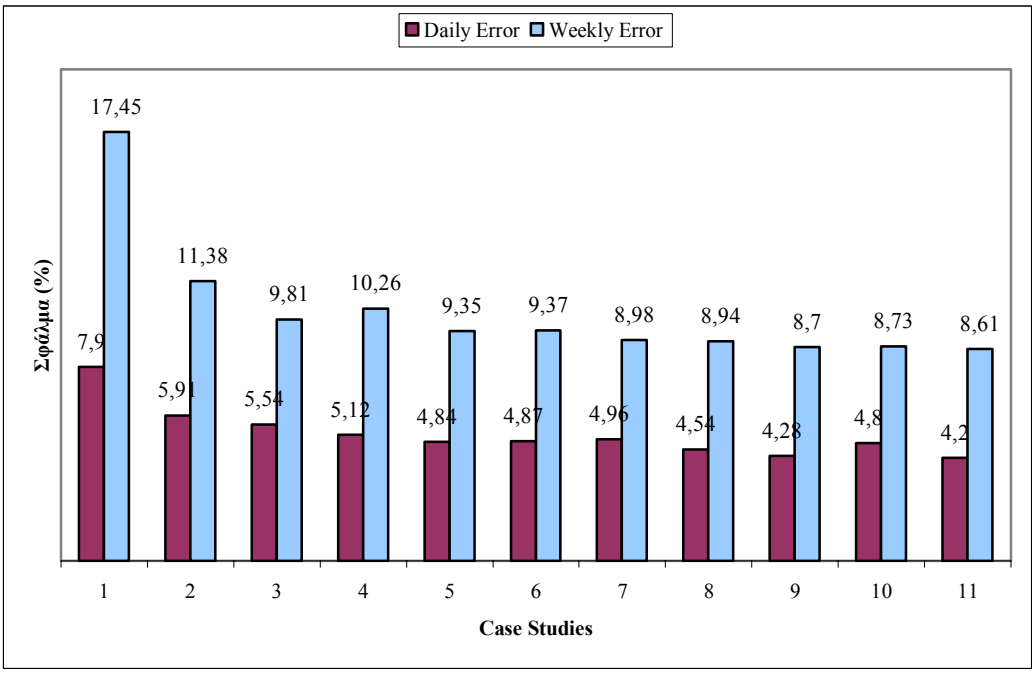


Σχήμα 5.7. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τις εβδομάδες εκπαίδευσης, για νευρωνικό με ένα κρυφό στρώμα

Παρατηρείται ότι όσο περισσότερες είναι οι εβδομάδες εκπαίδευσης τόσο μικραίνει το σφάλμα. Το πέμπτο σενάριο έχει εξίσου μικρή τιμή στο ημερήσιο σφάλμα, αλλά μεγάλη τιμή στο εβδομαδιαίο. Ως βέλτιστο σύνολο εκπαίδευσης θεωρείται αυτό του ενδέκατου σεναρίου, με δώδεκα βδομάδες (από τις 4/1 ως τις 28/3).

Στο Σχήμα 5.8 παρουσιάζεται το αντίστοιχο γράφημα για νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα. Από το σχήμα παρατηρείται ότι τα αποτελέσματα παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με αυτά των νευρωνικών δικτύων με ένα κρυφό στρώμα. Πρέπει επίσης να σημειωθεί τη διαφορά στην τιμή του σφάλματος ανάμεσα στα νευρωνικά δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα και με δύο κρυφά στρώματα. Το μέσο

απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για τα νευρωνικά με δύο κρυφά στρώματα είναι μικρότερο κατά μέσο όρο κατά μία μονάδα σε σχέση με αυτά με το ένα κρυφό στρώμα, πράγμα το οποίο δε μπορεί να θεωρηθεί κριτήριο ώστε να αξιολογηθεί το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα καλύτερο από αυτό με το ένα.



Σχήμα 5.8. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τις εβδομάδες εκπαίδευσης, για νευρωνικό με δύο κρυφά στρώματα

Σε όλες τις παραπάνω δοκιμές τα νευρωνικά δίκτυα που εξετάστηκαν είχαν ίδια χαρακτηριστικά και μοναδική μεταβλητή το σύνολο εκπαίδευσης. Για κάθε περίπτωση εξετάστηκαν 20 νευρωνικά δίκτυα. Τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 5.2. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα

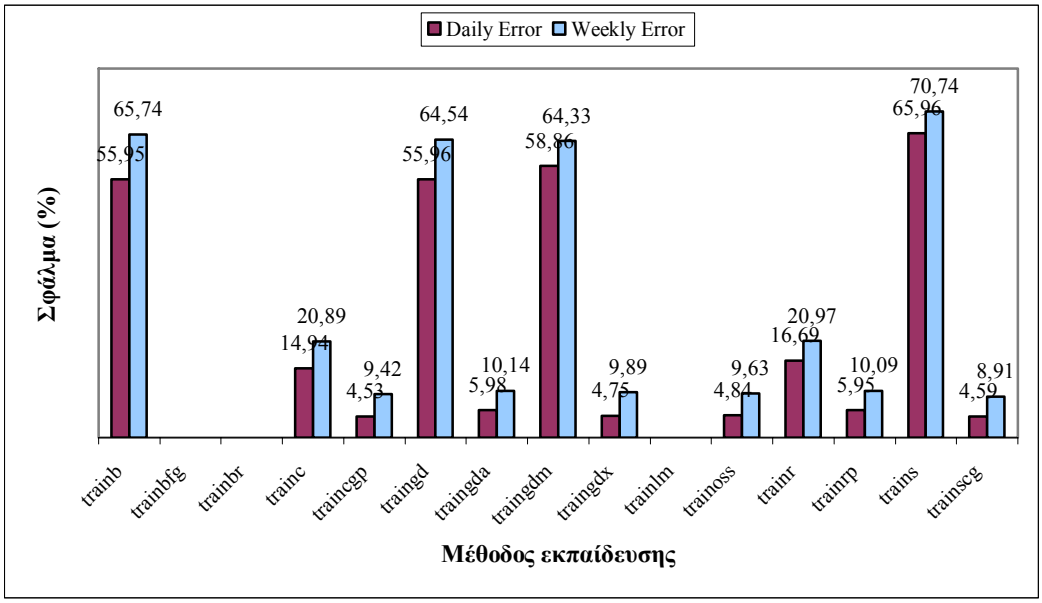
Χαρακτηριστικό	Τιμή
Νευρώνες στο κρυφό στρώμα	15
Συνάρτηση μεταφοράς κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση μεταφοράς στρώματος εξόδου	logsig
Μέθοδος εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

5.4.2 Επιλογή συνάρτησης εκπαίδευσης

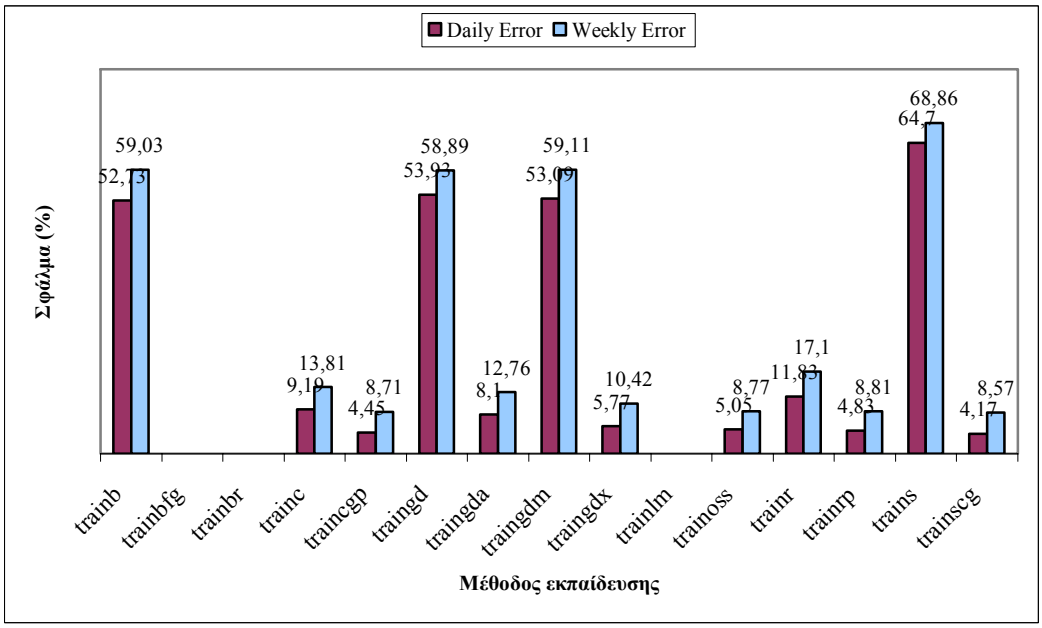
Στην εργαλειοθήκη του MATLAB υπάρχουν 15 μέθοδοι εκπαίδευσης. Μερικές εξ αυτών δε μελετήθηκαν καθώς ο χρόνος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ήταν υπερβολικά μεγάλος. Όπως προαναφέρθηκε στη συγκεκριμένη μεταβλητή είναι εξίσου σημαντικός και ο χρόνος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

Στο γράφημα (Σχήμα 5.9) φαίνεται ότι ορισμένες συναρτήσεις παράγουν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα όπως η *traincgp*, η *trainscg*, η *trainoss* και η *traingdx*. Από τις παραπάνω θεωρείται βέλτιστη η *trainscg*, καθώς παρουσιάζει το μικρότερο

εβδομαδιαίο σφάλμα και εξίσου μικρό ημερήσιο. Σύμφωνα με αυτή μελετώνται οι επόμενες παράμετροι. Αντίστοιχα παρουσιάζονται τα ημερήσια και εβδομαδιαία σφάλματα για νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα (Σχήμα 5.10).

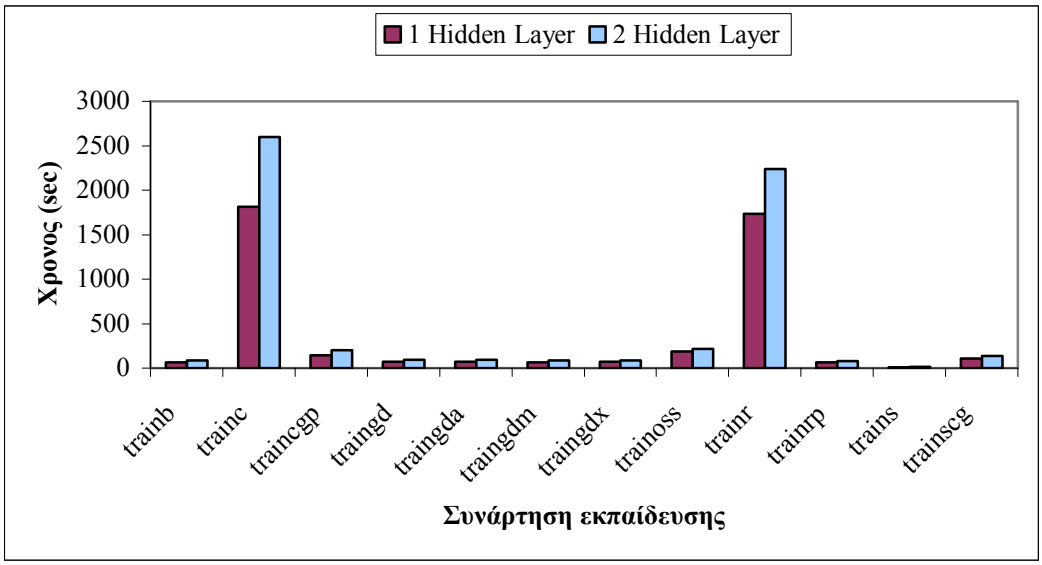


Σχήμα 5.9. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης, για νευρωνικό με ένα κρυφό στρώμα



Σχήμα 5.10. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης, για νευρωνικό με δύο κρυφά στρώματα

Οι συναρτήσεις *trainbfg*, *trainbr* και η *tranlm* παρουσιάζουν πολύ μεγάλο χρόνο εκπαίδευσης για αυτό και δεν έχουν τιμές στις γραφικές παραστάσεις. Οι τιμές των χρόνων εκπαίδευσης των άλλων μεθόδων εκπαίδευσης φαίνονται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 5.11) για ένα και δύο κρυφά στρώματα αντίστοιχα.



Σχήμα 5.11. Χρόνος εκπαίδευσης σε σχέση με τη συνάρτηση εκπαίδευσης για νευρωνικά δίκτυα ενός και δύο κρυφών στρωμάτων

Τα αριθμητικά δεδομένα του παραπάνω γραφήματος παρουσιάζονται στον Πίνακας 5.3. Από τον πίνακα παρατηρείται την πολύ μικρή τιμή για τη συνάρτηση εκπαίδευσης *trains*, όμως από τα παραπάνω γραφήματα (Σχήμα 5.9, Σχήμα 5.10) διαπιστώνεται ότι η συγκεκριμένη συνάρτηση δεν είναι κατάλληλη για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, αφού παράγει αποτελέσματα με υψηλό σφάλμα.

Πίνακας 5.3. Χρόνοι εκπαίδευσης (σε δευτερόλεπτα) για κάθε μέθοδο εκπαίδευσης

	Χρόνος (δευτερόλεπτα)	
Συνάρτηση εκπαίδευσης	**1 κρυφό στρώμα**	**2 κρυφά στρώματα**
trainb	66.56	85.61
trainc	1816.38	2600.47
traincgp	146.2	203.38
traingd	68.7	95.55
traingda	69.27	91.08
traingdm	64.81	89.58
traingdx	69.41	88.78
trainoss	186.59	218.89
trainr	1730.95	2239.03
trainrp	67.2	79.67
trains	9.61	10.95
trainscg	110.47	134.11

Η συνάρτηση εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται, για βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων, στα νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα είναι η ίδια που χρησιμοποιείται και σ' αυτά με ένα κρυφό στρώμα, δηλαδή η *trainscg*. Η συγκεκριμένη συνάρτηση παρουσιάζει το μικρότερο ημερήσιο και το μικρότερο εβδομαδιαίο σφάλμα.

5.4.3 Επιλογή συνάρτησης μεταφοράς – ενεργοποίησης

Η συγκεκριμένη μεταβλητή είναι συνδυασμός δύο επιμέρους μεταβλητών, της συνάρτησης ενεργοποίησης του κρυφού στρώματος και της συνάρτησης

ενεργοποίησης του στρώματος εξόδου. Το σκεπτικό για τον εντοπισμό του βέλτιστου συνδυασμού συναρτήσεων ενεργοποίησης είναι το εξής:

- Έλεγχος συμπεριφοράς νευρωνικού δικτύου με χρήση των ίδιων συναρτήσεων ενεργοποίησης στο κρυφό στρώμα και στο στρώμα εξόδου
- Παρατήρηση βέλτιστων νευρωνικών
- Επιμέρους μελέτη για τη συμπεριφορά του νευρωνικού με χρήση συνδυασμών των βέλτιστων επιμέρους συναρτήσεων μεταφοράς

Έτσι παράγονται τα σενάρια με τα ακόλουθα αποτελέσματα:

Πίνακας 5.4. Σενάρια για συναρτήσεις ενεργοποίησης, για νευρωνικά δίκτυα με ένα και δύο κρυφά στρώματα

			1 κρυφό στρώμα		2 κρυφά στρώματα	
Case Studies	**Κρυφό-α στρώμα-τα**	**Στρώμα εξόδου**	**Daily Error**	**Weekly Error**	**Daily Error**	**Weekly Error**
1	logsig	logsig	4.7	9.74	4.51	8.62
2	compet	compet	98.83	99.43	98.93	99.29
3	hardlim	hardlim	93.92	97.85	93.92	97.62
4	hardlims	hardlims	93.92	97.85	93.92	97.62
5	poslin	poslin	31.17	33.71	34.59	37.09
6	purelin	purelin	8.19	12.34	11.56	14.46
7	radbas	radbas	11.65	20.13	17.03	26.67
8	satlin	satlin	4.68	8.96	4.94	8.85
9	softmax	softmax	91.92	91.44	91.92	91.44
10	tansig	tansig	4.64	9.3	4.72	8.65
11	tribas	tribas	19.47	23.54	26.4	33.22

Τα πρώτα 11 σενάρια (Πίνακας 5.4) έχουν ίδια συνάρτηση ενεργοποίησης για το κρυφό στρώμα και για το στρώμα εξόδου. Από αυτά τα σενάρια ξεχωρίζουν αυτά με το μικρότερο σφάλμα, δηλαδή το πρώτο το όγδοο και το δέκατο. Πραγματοποιώντας όλους τους δυνατούς συνδυασμούς των παραπάνω σεναρίων παράγονται τα αποτελέσματα απ' όπου επιλέγεται το βέλτιστο. Αυτά παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.5).

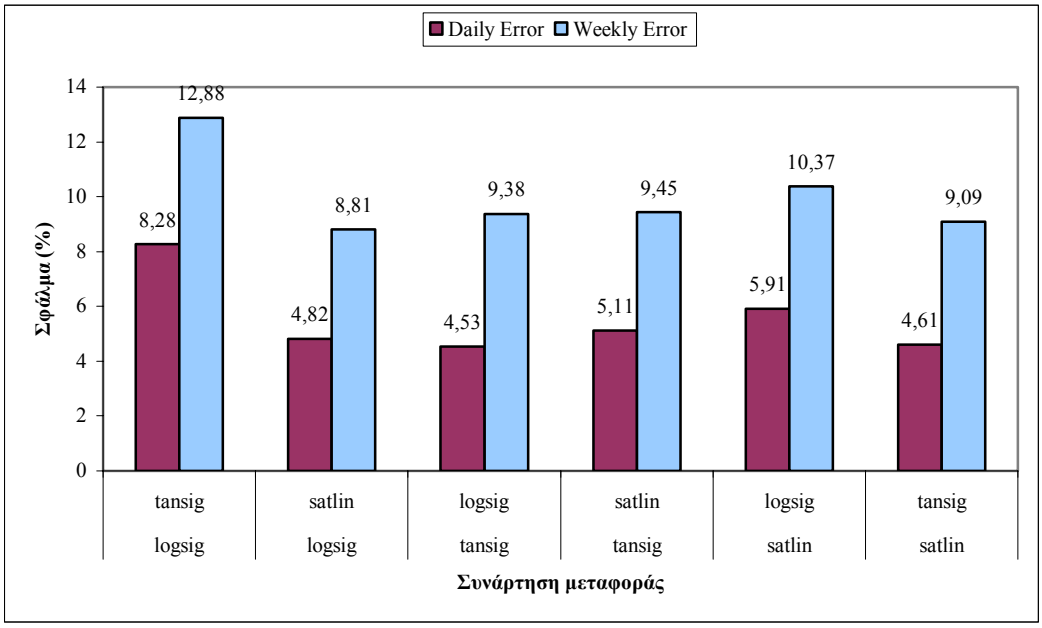
Πίνακας 5.5. Σενάρια για συνδυασμούς συναρτήσεων ενεργοποίησης, για νευρωνικά δίκτυα με ένα και δύο κρυφά στρώματα

			1 κρυφό στρώμα		2 κρυφά στρώματα	
Case Studies	**Κρυφό-α στρώμα-τα**	**Στρώμα εξόδου**	**Daily Error**	**Weekly Error**	**Daily Error**	**Weekly Error**
12	logsig	tansig	8.28	12.88	7.19	11.36
13	logsig	satlin	4.82	8.81	6.26	10.32
14	tansig	logsig	4.53	9.38	4.73	8.31
15	tansig	satlin	5.11	9.45	7.26	11.39
16	satlin	logsig	5.91	10.37	4.17	8.88
17[1]	**satlin**	**tansig**	**4.61**	**9.09**	**4.16**	**8.81**

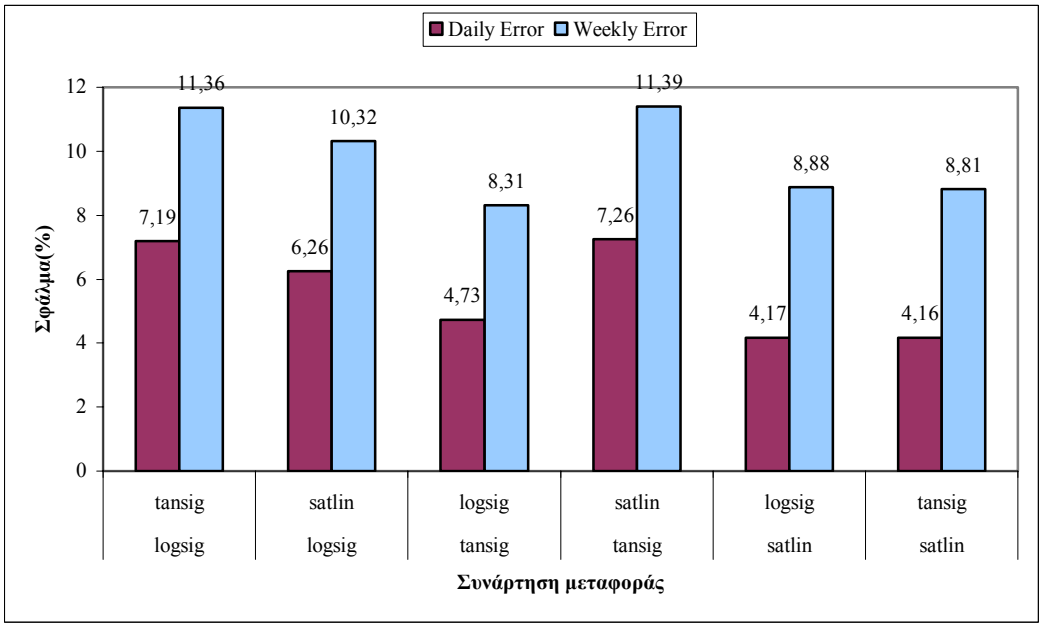
Οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις του παραπάνω πίνακα (Πίνακας 5.5) παρουσιάζονται στα παρακάτω σχήματα (Σχήμα 5.12, Σχήμα 5.13). Όπως φαίνεται και από τις παρακάτω γραφικές παραστάσεις ο συνδυασμός των συναρτήσεων ενεργοποίησης *satlin* για το κρυφό (ή κρυφά, αντίστοιχα) στρώμα και *tansig* για το

[1] Βέλτιστος συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης

στρώμα εξόδου, δίνει το βέλτιστο νευρωνικό. Οι διαφορές των σφαλμάτων με άλλους συνδυασμούς συναρτήσεων ενεργοποίησης είναι μικρές, πράγμα που σημαίνει ότι και οι άλλοι συνδυασμοί δίνουν εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα.



Σχήμα 5.12. Συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης για νερωνικό δίκτυο με ένα κρυφο στρώμα (η πάνω συνάρτηση αναφέρεται στο στρώμα εξόδου)

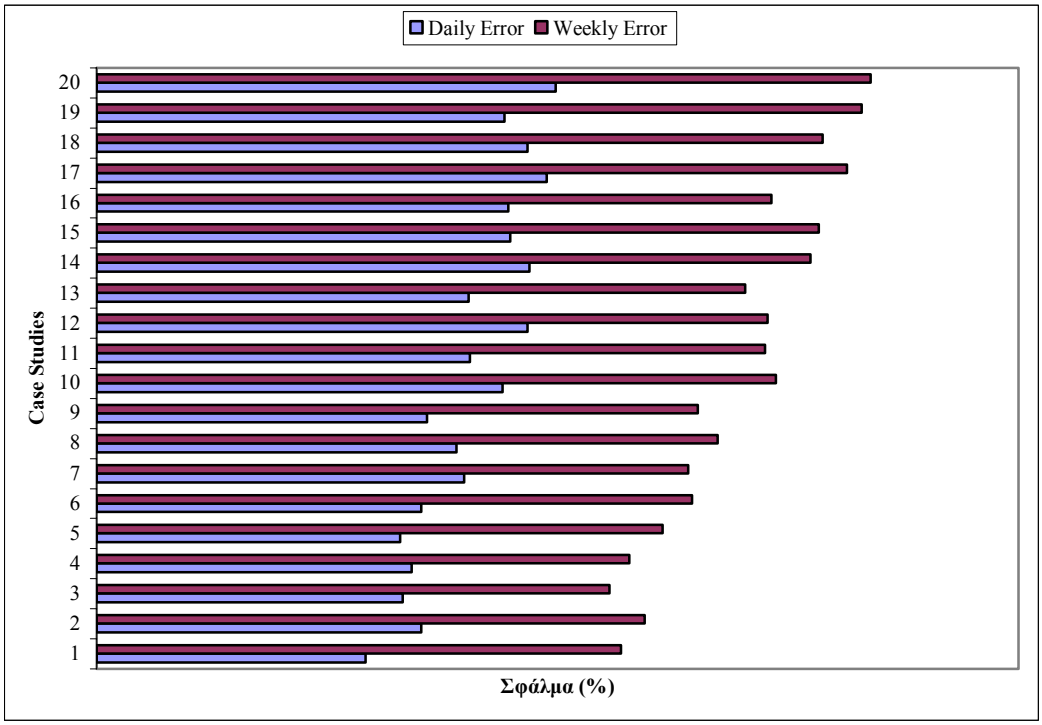


Σχήμα 5.13. Συνδυασμός συναρτήσεων ενεργοποίησης για νερωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα (η πάνω συνάρτηση αναφέρεται στο στρώμα εξόδου)

5.4.4 Επιλογή πλήθους κρυφών νευρώνων

Στα νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα μπορεί να γίνει συνδυασμός των αριθμών των νευρώνων στο κάθε στρώμα. Για τη βελτιστοποίηση της συγκεκριμένης παραμέτρου, χρησιμοποιείται μέθοδος όμοια με αυτή της βελτιστοποίησης των

συναρτήσεων ενεργοποίησης. Όσον αφορά τα νευρωνικά δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα εξετάστηκαν τα σενάρια που παρουσιάζονται στον Πίνακας 5.6 και γραφικά στο Σχήμα 5.14



Σχήμα 5.14. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα

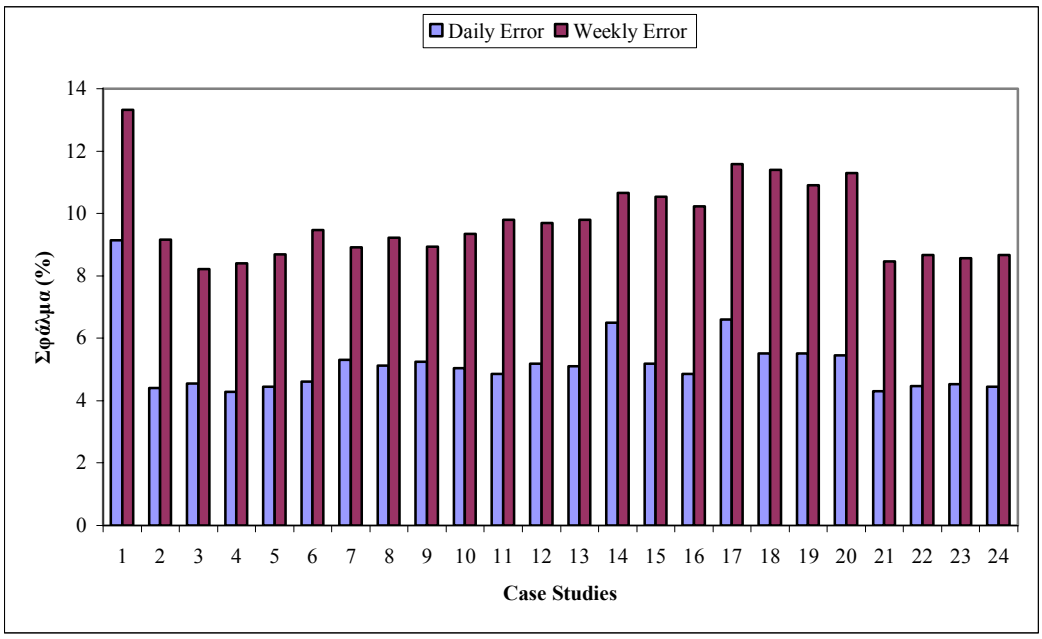
Σύμφωνα με τον παρακάτω πίνακα, ως βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα επιλέγεται αυτό που έχει 15 νευρώνες στο κρυφό του στρώμα. Το σενάριο με τους 5 νευρώνες (Σενάριο 1) παρουσιάζει ελαφρώς καλύτερο ημερήσιο σφάλμα από αυτό του σεναρίου 3, εντούτοις παρουσιάζει και ελαφρώς χειρότερο εβδομαδιαίο μέσο σφάλμα.

Πίνακας 5.6. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των νευρώνων στο κρυφό στρώμα

Case Study	Αριθμός νευρώνων	Daily Error (%)	Weekly Error (%)
1	5	4.67	9.1
2	10	5.63	9.51
3	**15**	**5.31**	**8.9**
4	20	5.47	9.24
5	25	5.27	9.82
6	30	5.63	10.33
7	35	6.38	10.27
8	40	6.24	10.78
9	45	5.73	10.43
10	50	7.04	11.79
11	55	6.48	11.6
12	60	7.48	11.64
13	65	6.45	11.26
14	70	7.51	12.39
15	75	7.18	12.53
16	80	7.14	11.71

17	85	7.81	13.02
18	90	7.48	12.6
19	95	7.08	13.28
20	100	7.97	13.43

Για τα νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα οι περιπτώσεις είναι περισσότερες αφού υπάρχουν και οι συνδυασμοί των βέλτιστων περιπτώσεων.



Σχήμα 5.15. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα

Τα σενάρια 21, 22, 23 και 24, όπως φαίνεται και στον Πίνακας 5.7, αφορούν τους συνδυασμούς των βέλτιστων αριθμών νευρώνων.

Πίνακας 5.7. Ημερήσιο και εβδομαδιαίο σφάλμα σε σχέση με τον αριθμό των νευρώνων, για νευρωνικά δίκτυα με δύο κρυφά στρώματα

Case Studies	Νευρώνες 1ου κρυφού στρώμ.	Νευρώνες 2ου κρυφού στρώμ.	Daily Error (%)	Weekly Error (%)
1	5	5	9.15	13.33
2	10	10	4.41	9.16
3	15	15	4.56	8.21
4	20	20	4.28	8.4
5	25	25	4.44	8.69
6	30	30	4.62	9.46
7	35	35	5.3	8.91
8	40	40	5.12	9.23
9	45	45	5.24	8.94
10	50	50	5.04	9.34
11	55	55	4.85	9.79
12	60	60	5.18	9.69
13	65	65	5.11	9.79
14	70	70	6.49	10.65
15	75	75	5.19	10.54
16	80	80	4.86	10.22
17	85	85	6.61	11.59

18	90	90	5.52	11.4
19	95	95	5.51	10.91
20	100	100	5.46	11.29
21	**20**	**15**	**4.3**	**8.47**
22	15	20	4.47	8.68
23	20	17	4.54	8.57
24	20	22	4.44	8.68

Ο βέλτιστος συνδυασμός νευρώνων στα κρυφά στρώματα του νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα είναι 20 στο πρώτο κρυφό στρώμα και 15 στο δεύτερο (Σενάριο 21).

5.4.5 Αρχιτεκτονική βέλτιστου νευρωνικού δικτύου

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των προηγούμενων παραγράφων το βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα έχει τα χαρακτηριστικά που φαίνονται στον Πίνακας 5.8:

Πίνακας 5.8. Χαρακτηριστικά βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων κρυφού στρώματος	15
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	satlin
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	tansig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

Αντίστοιχα για νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα τα χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στον Πίνακας 5.9:

Πίνακας 5.9. Χαρακτηριστικά βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων $1^{ου}$ κρυφού στρώματος	20
Αριθμός νευρώνων $2^{ου}$ κρυφού στρώματος	15
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	satlin
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	tansig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

5.5 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ

Χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα εισόδου και για τις άλλες μεθόδους πρόβλεψης και υπολογίζοντας το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα (MAPE) μπορεί να γίνει σύγκριση της ακρίβειας των μεθόδων. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα σφάλματα της κάθε μεθόδου. Κατατάσσοντας τις μεθόδους πρόβλεψης σύμφωνα με το σφάλμα πρόβλεψης, βέλτιστη μέθοδος είναι το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα στη συνέχεια με ένα και μετά η πολυωνυμική $4^{ου}$ βαθμού.

Πίνακας 5.10. Σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης

Μέθοδος πρόβλεψης	**Σφάλμα (%)**
Νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα	4.50
Νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα	**3.97**
Πολυωνυμική συνάρτηση $1^{ου}$ βαθμού	8.21
Πολυωνυμική συνάρτηση $2^{ου}$ βαθμού	8.01
Πολυωνυμική συνάρτηση $3^{ου}$ βαθμού	7.93
Πολυωνυμική συνάρτηση $4^{ου}$ βαθμού	7.77
Απλοϊκή μέθοδος	5.67

6ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΤΗΣ ΚΑΛΙΦΟΡΝΙΑΣ

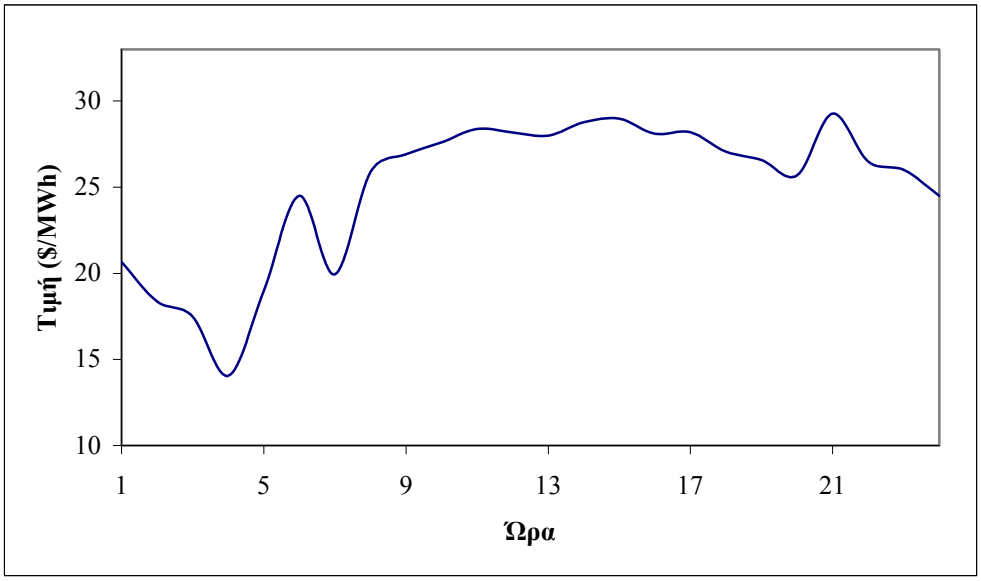
Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα γίνει χρήση του νευρωνικού δικτύου για χρονικές περιόδους που αφορούν τις 4 εποχές του χρόνου. Για κάθε μια εποχή επιλέγεται ένα αντίστοιχο σύνολο ελέγχου και εκπαίδευσης ώστε να γίνει πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Τέλος γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με άλλες μεθόδους πρόβλεψης.

6.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΗΜΕΡΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Η επιλογή της χρονοσειράς στο συγκεκριμένο κεφάλαιο δε γίνεται με κριτήριο την περιοδικότητα της συμπεριφοράς της, αλλά τυχαία ώστε να γίνει ακριβέστερη προσέγγιση στη συμπεριφορά του νευρωνικού δικτύου.

6.1.1 Ημέρα άνοιξης

Η ημέρα πρόβλεψης της άνοιξης είναι η 25^{η} Μαϊου. Η πραγματικές τιμές τη συγκεκριμένης μέρα φαίνονται στο Σχήμα 6.1.



Σχήμα 6.1. Πραγματικές τιμές για τις 25/5/1999, στην αγορά της Καλιφόρνιας

Τα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτυού που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζονται στον Πίνακας 6.1.

Πίνακας 6.1. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη στις 25/5/1999

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων κρυφού στρώματος	25
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	logsig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	tansig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainsgp
Εποχές	500

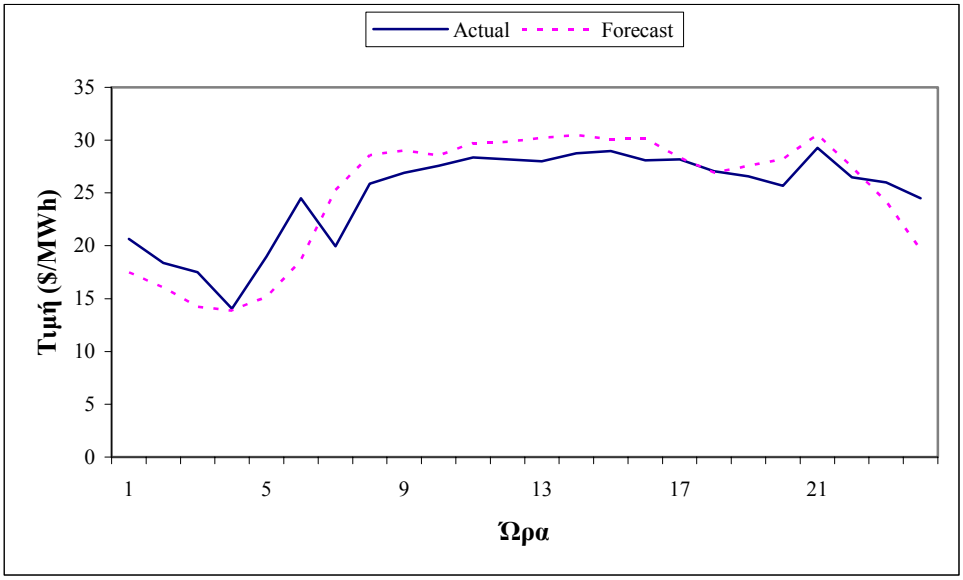
Το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο δίνει αποτελέσματα με σφάλμα της τάξης του 5.48%.

Το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα παρουσιάζεται στον Πίνακας 6.2.

Πίνακας 6.2. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη στης 25/5/1999

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων 1^{ου} κρυφού στρώματος	25
Αριθμός νευρώνων 2^{ου} κρυφού στρώματος	27
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	satlin
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	tansig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

Στο Σχήμα 6.2 παρουσιάζεται γραφικά η σχέση των προβλεπόμενων τιμών (με τη διακεκομμένη γραμμή) σε σχέση με τις πραγματικές τιμές (συνεχής γραμμή) της συγκεκριμένης ημέρας.

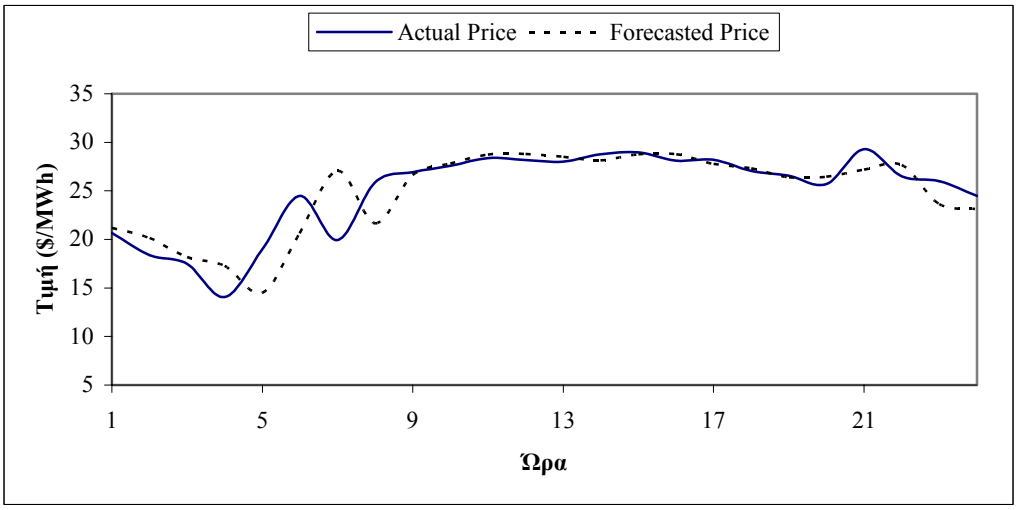


Σχήμα 6.2. Προβλεπόμενες τιμές για τις 25/5/99 με χρήση νευρωνικού δικτύου δύο κρυφών στρωμάτων

Όπως φαίνεται από τη γραφική παράσταση (Σχήμα 6.2), τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου ακολουθούν την τάση των τιμών. Το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα για το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα είναι της τάξης του 6.14%.

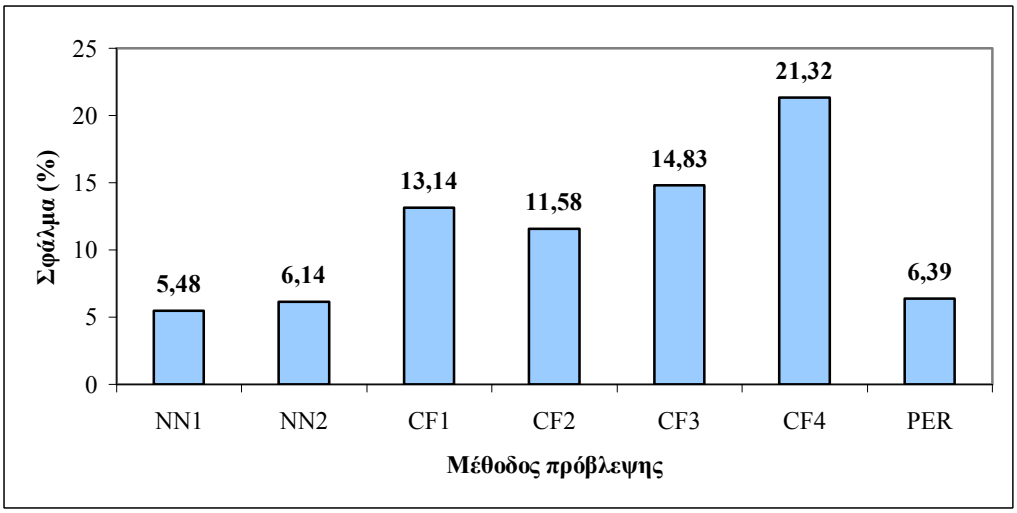
Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των άλλων μεθόδων πρόβλεψης. Η πολυωνυμική συνάρτηση δίνει τα ακόλουθα αποτελέσματα στα σφάλματα της πρόβλεψης. Η πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού έχει ημερήσιο σφάλμα 13.14%. Τιμή αρκετά μεγαλύτερη από αυτή του νευρωνικού. Η πολυωνυμική συνάρτηση δευτέρου βαθμού έχει σφάλμα 11.58%. Η τρίτου βαθμού παράγει αποτελέσματα με σφάλμα πρόβλεψης της είναι της τάξης του 14.83%. Τέλος, η πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού έχει σφάλμα πρόβλεψης 21.32%.

Τα αποτελέσματα της απλοϊκής μεθόδου παρουσιάζονται στο παρακάτω γράφημα (Σχήμα 6.3).



Σχήμα 6.3. Προβλεπόμενες τιμές για τις 25/5/99 με την απλοϊκή μέθοδο

Το σφάλμα της μεθόδου είναι της τάξης του 6.39%. Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα κάθε μεθόδου πρόβλεψης παρουσιάζονται στα παρακάτω γράφημα (Σχήμα 6.4).



Σχήμα 6.4. Σφάλμα πρόβλεψης για 25/5/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας

με,
NN1 το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα
NN2 το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα
CF1 πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού
CF2 πολυωνυμική συνάρτηση δευτέρου βαθμού
CF3 πολυωνυμική συνάρτηση τρίτου βαθμού
CF4 πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού
PER απλοϊκή μέθοδος πρόβλεψης

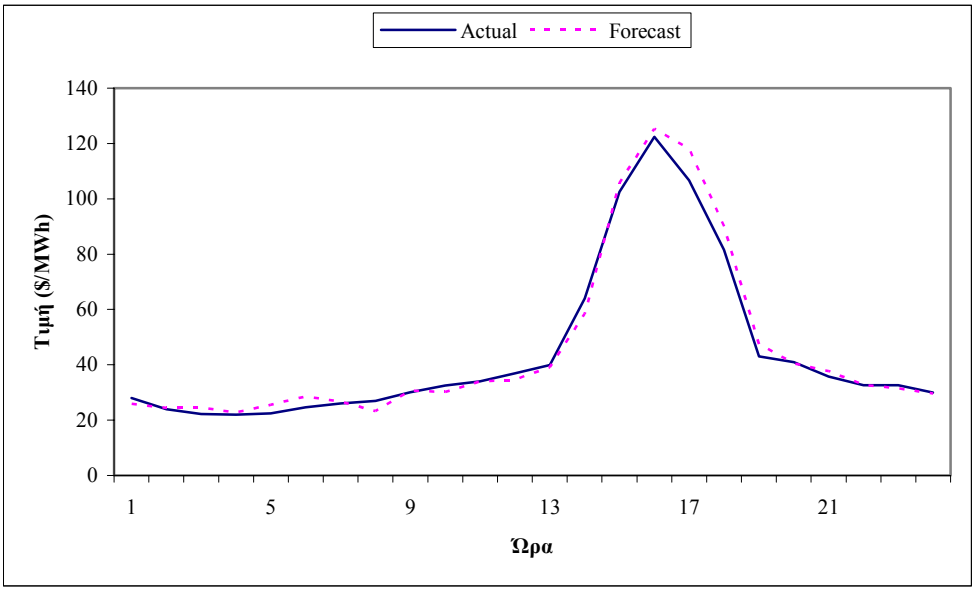
Σύμφωνα με τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα (Σχήμα 6.4) το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα παράγει τα καλύτερα αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα και των άλλων μεθόδων εκτός της πολυωνυμικής πρώτου και δεύτερου βαθμού δεν δίνουν ικανοποιητικές τιμές για το σφάλμα πρόβλεψης.

6.1.2 Ημέρα καλοκαιριού

Αντίστοιχη διαδικασία εκτελείται και για την περίοδο του καλοκαιριού. Οι ημερομηνίες για το σύνολο εκπαίδευσης είναι από τις 2/6/1999 έως τις 24/8/1999, περίοδος 12 εβδομάδων. Η ημέρα πρόβλεψης θα είναι η 25/8/1999. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 6.3).

Πίνακας 6.3. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη τις 25/8/1999

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων κρυφού στρώματος	25
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	logsig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscp
Εποχές	500



Σχήμα 6.5. Πρόβλεψη νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για τις 25/8/1999

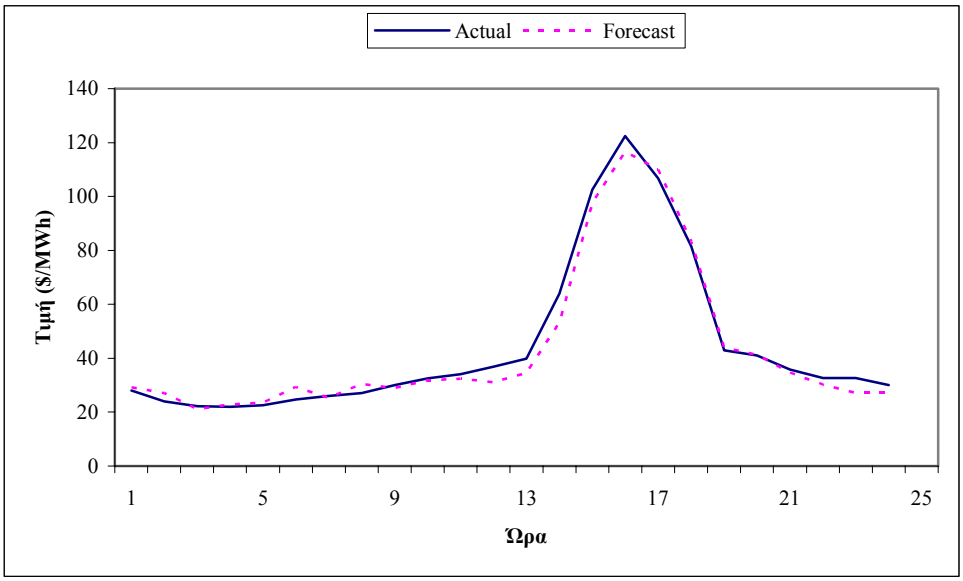
Στο παραπάνω γράφημα παρουσιάζεται η πρόβλεψη σε συνάρτηση με τις πραγματικές τιμές της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας για τη συγκεκριμένη ημέρα (Σχήμα 6.5). Το σφάλμα πρόβλεψης είναι της τάξης του 5.75%.

Όμοια με το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα παρουσιάζονται και τα χαρακτηριστικά και τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα (Πίνακας 6.4, Σχήμα 6.6).

Πίνακας 6.4. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη στης 25/8/1999

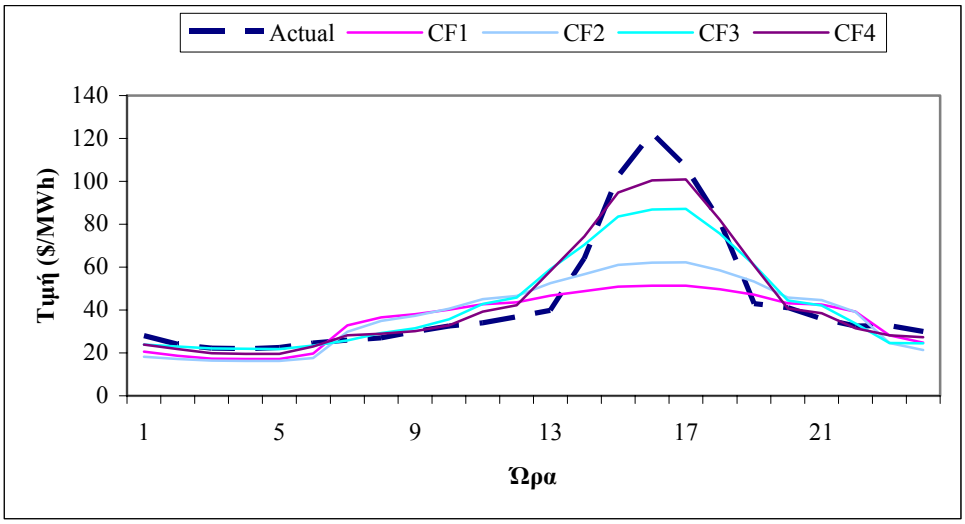
Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων 1^{ου} κρυφού στρώματος	25
Αριθμός νευρώνων 2^{ου} κρυφού στρώματος	25
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	logsig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

Από τη γραφική παράσταση παρατηρείται ότι η συγκεκριμένη ημερομηνία παρουσιάζει απότομη μεταβολή της ΟΤΣ για το χρονικό διάστημα των ωρών 13-19, παρ' όλα αυτά η προβλεπόμενες τιμές ακολουθούν σε ικανοποιητικό βαθμό τη συμπεριφορά των πραγματικών. Το σφάλμα της μεθόδου είναι 5.39%.



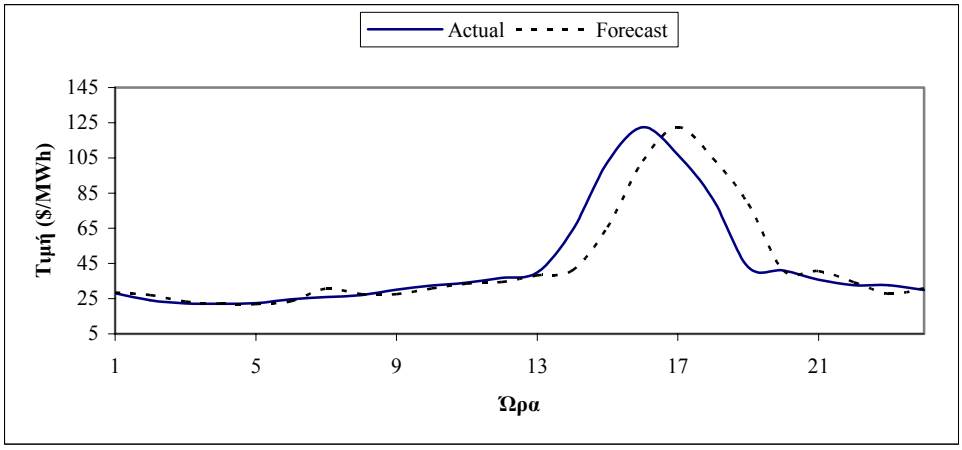
Σχήμα 6.6. Πρόβλεψη με νευρωνικό δίκτυο δύο κρυφών στρωμάτων για τις 25/8/1999 της αγοράς της Καλιφόρνιας

Η πολυωνυμική μέθοδος πρώτου βαθμού δίνει σφάλμα της τάξης του 32.19%, η δευτέρου βαθμού 30.69%, η τρίτου 17.01% και η τετάρτου 11.75%. Από τις τιμές των σφαλμάτων και την ιδιαιτερότητα της ημέρας (price spike) βγαίνει το συμπέρασμα ότι η πολυωνυμική μέθοδος δε συμπεριφέρεται τόσο ικανοποιητικά για διαφορετικές συνθήκες πρόβλεψης.

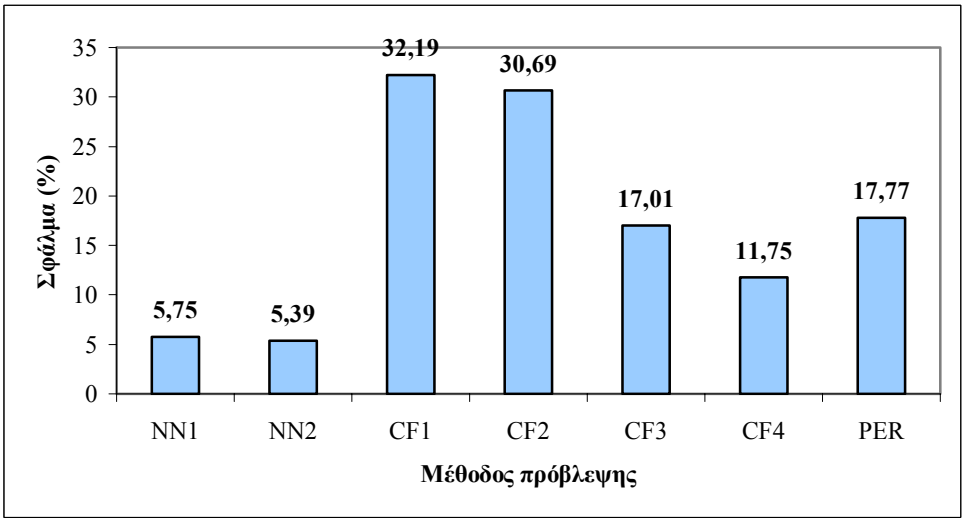


Σχήμα 6.7. Ημερήσια πρόβλεψη με τις πολυωνυμικές μεθόδους για την 25/8/1999

Τέλος η απλοϊκή μέθοδος δίνει σφάλμα της τάξης του 17.77%. Στη γραφική παράσταση (Σχήμα 6.8) φαίνεται η πρόβλεψη της τιμής σε σχέση με την πραγματική τιμή για τη συγκεκριμένη ημέρα (25/8/1999).



Σχήμα 6.8. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για τις 25/8/99 της αγοράς της Καλιφόρνιας



Σχήμα 6.9. Σφάλμα πρόβλεψης για 25/8/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας

Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα της κάθε μεθόδου παρουσιάζονται στην παραπάνω γραφική παράσταση (Σχήμα 6.9). Η συμπεριφορά των νευρωνικών δικτύων είναι βέλτιστη για τη συγκεκριμένη ημέρα. Ικανοποιητικά αποτελέσματα παρουσιάζει και η πολυωνυμική συνάρτηση τετάρτου βαθμού. Είναι σημαντικό στα παραπάνω αποτελέσματα να συνυπολογισθεί η ιδιαιτερότητα της ημέρας με την απότομη μεταβολή της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας σε μικρό χρονικό διάστημα. Η συμπεριφορά αυτή μπορεί να οφείλεται σε εξωτερικούς στοχαστικούς παράγοντες.

6.1.3 Ημέρα φθινοπώρου

Οι ημερομηνίες του συνόλου εκπαίδευσης είναι από τις 2/9/1999 έως 23/11/1999. Η ημέρα πρόβλεψης είναι η 24/11/1999. Στον Πίνακας 6.5 φαίνονται τα χαρακτηριστικά του βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα και στον Πίνακας 6.6 τα χαρακτηριστικά του βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα. Το ημερήσιο σφάλμα είναι της τάξης του 8.44%, ενώ για το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα είναι της τάξης του 8.18%.

Πίνακας 6.5. Χαρακτηριστικά του βέλτιστου νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για ημέρα πρόβλεψης 24/11/1999

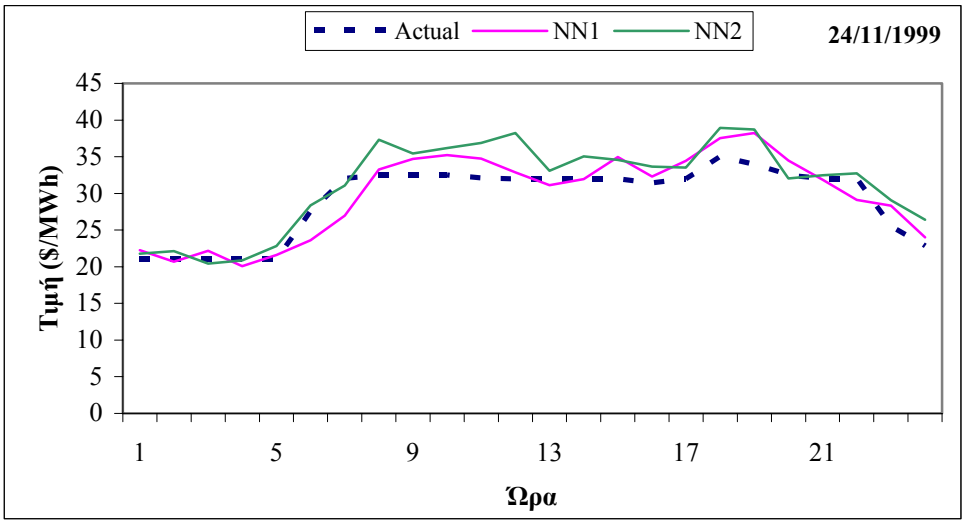
Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων κρυφού στρώματος	17
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	logsig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainrp
Εποχές	500

Πίνακας 6.6. Βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα για ημέρα πρόβλεψης 24/11/1999

Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων $1^{ου}$ κρυφού στρώματος	25
Αριθμός νευρώνων $2^{ου}$ κρυφού στρώματος	20
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	logsig
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainrp
Εποχές	500

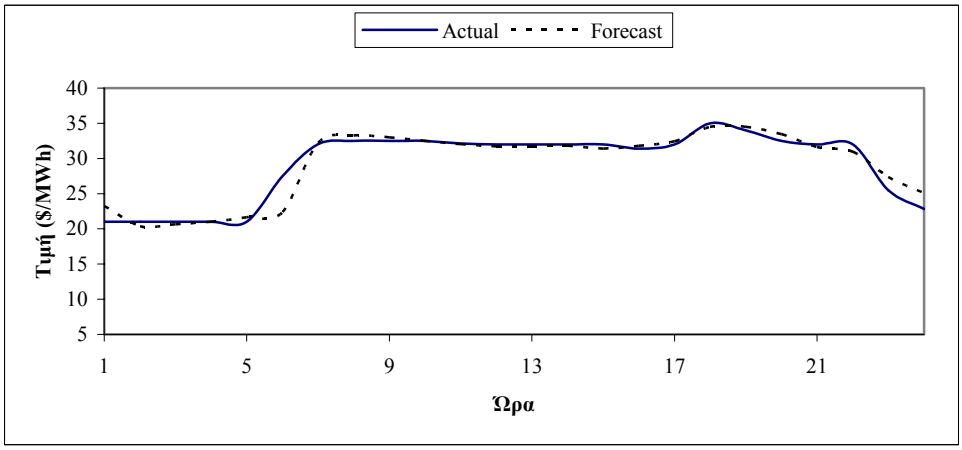
Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου με ένα και δύο κρυφά στρώματα σε σχέση με τις πραγματικές τιμές (Σχήμα 6.10). Σύμφωνα με τη γραφική παράσταση το νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα δίνει ελαφρώς καλύτερες προβλέψεις σε σχέση με το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα.

Όσον αφορά την πολυωνυμική μέθοδο πρόβλεψης δεν παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Πιο συγκεκριμένα η πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού έχει σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 42.04%. Η πολυωνυμική δευτέρου βαθμού 41.49%, η τρίτου 41.61% και η τετάρτου 42.18%.



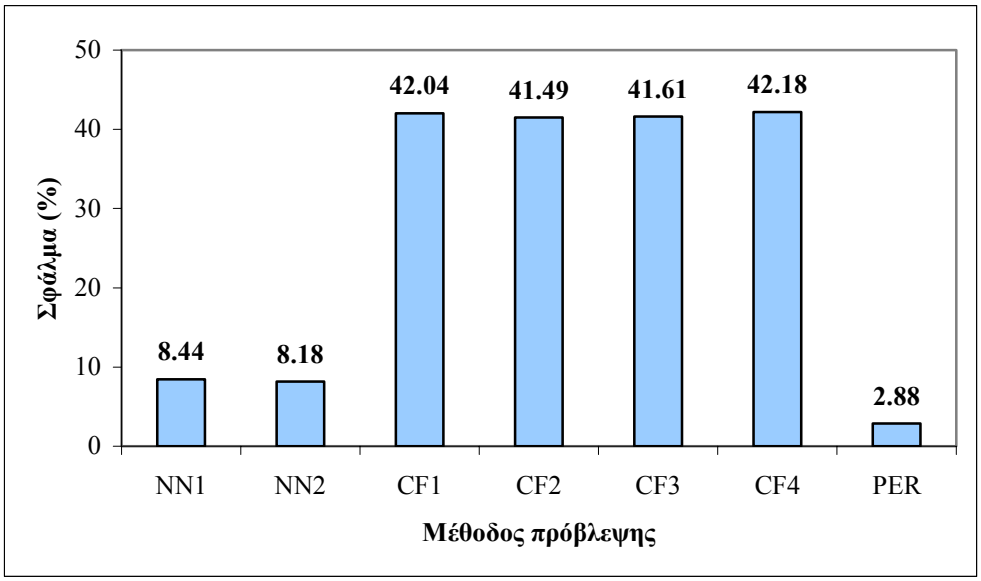
Σχήμα 6.10. Γραφική παράσταση των τιμών πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου με ένα και δύο κρυφά στρώματα σε σχέση με τις πραγματικές τιμές για τις 24/11/1999

Η απλοϊκή μέθοδος παράγει αποτελέσματα με σφάλμα της τάξης του 2.88%. Το χαμηλότερο απ' όλες τις άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα τη μεθόδου παρουσιάζονται στο Σχήμα 6.11.



Σχήμα 6.11. Τιμές πρόβλεψης με την απλοϊκή μέθοδο για τις 24/11/1999, της αγοράς της Καλιφόρνιας

Στο Σχήμα 6.12 παρουσιάζεται συνολικά το σφάλμα πρόβλεψης για όλες τις μεθόδους πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν. Για τη συγκεκριμένη ημέρα πρόβλεψης παρατηρείται κάτι παράδοξο, η απλοϊκή μέθοδος πρόβλεψης παράγει αποτελέσματα με πολύ χαμηλό σφάλμα. Παρόμοια συμπεριφορά στην πρόβλεψη δεν υπήρχε σε καμία άλλη χρονική περίοδο πρόβλεψης από τη συγκεκριμένη μέθοδο. Αυτό μπορεί να δικαιολογηθεί με το ότι η συγκεκριμένη ημέρα πρόβλεψης δεν παρουσιάζει μεγάλες αυξομειώσεις στην τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας, οπότε η τιμής της ΟΤΣ της προηγούμενης ώρας χαρακτηρίζει σε μεγάλο ποσοστό αυτή της επόμενης.



Σχήμα 6.12. Σφάλμα πρόβλεψης για 24/11/99 στην αγορά της Καλιφόρνιας

6.1.4 Ημέρα χειμώνα

Ως ημέρα πρόβλεψης για την εποχή του χειμώνα επιλέγεται η 25η Δεκεμβρίου (25/12/1999). Το σύνολο εκπαίδευσης περιλαμβάνει εφτά βδομάδες από τις 6/11 έως τις 24/12. Το νευρωνικό δύο με ένα και δύο κρυφά στρώματα αντίστοιχα που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες αντίστοιχα (Πίνακας 6.7, Πίνακας 6.8).

Πίνακας 6.7. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα για την πρόβλεψη της ημέρας 24/12/1999

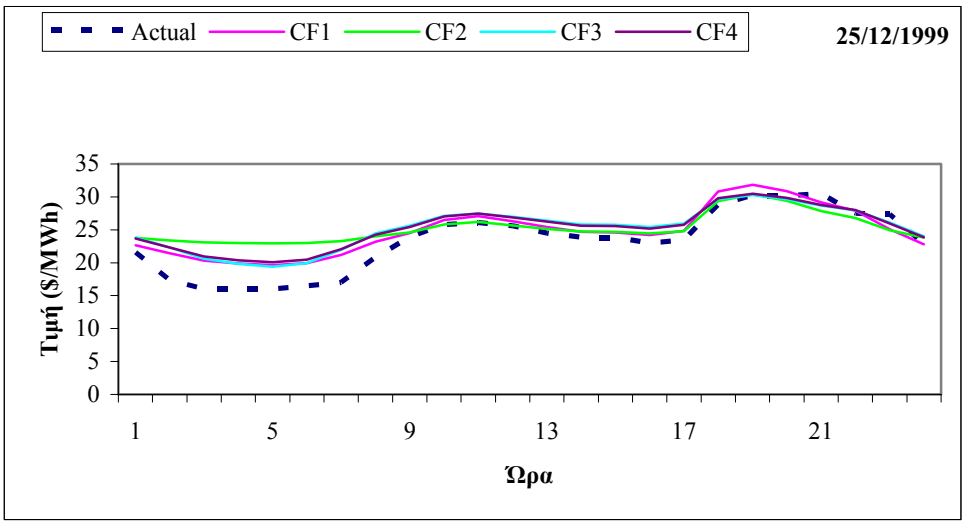
Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων κρυφού στρώματος	15
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	satlin
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

Το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα δίνει αποτελέσματα με σφάλμα της τάξης του 4.01%. Ενώ το νευρωνικό με δύο κρυφά στρώματα δίνει σφάλμα της τάξης του 4.47%.

Πίνακας 6.8. Χαρακτηριστικά νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την πρόβλεψη της ημέρας 24/12/1999

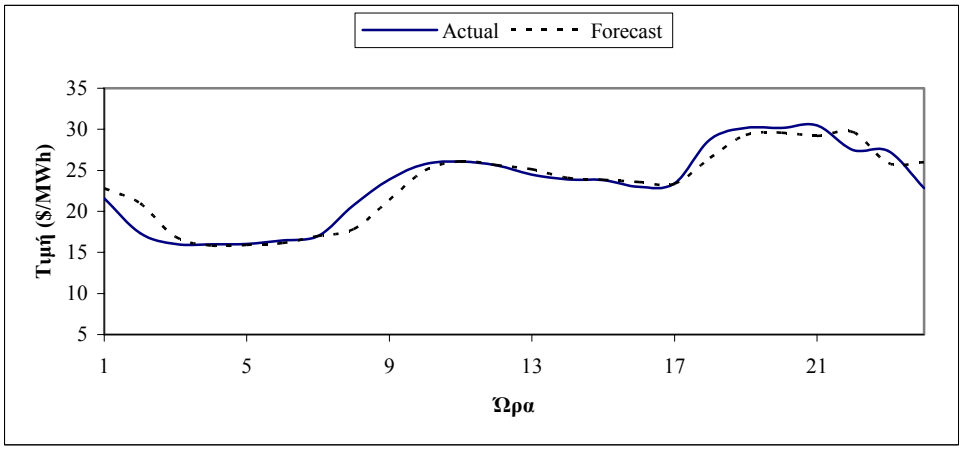
Χαρακτηριστικά	Τιμή
Εβδομάδες εκπαίδευσης	12
Αριθμός νευρώνων 1ου κρυφού στρώματος	20
Αριθμός νευρώνων 2ου κρυφού στρώματος	15
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος	tansig
Συνάρτηση ενεργοποίησης στρώματος εξόδου	satlin
Συνάρτηση εκπαίδευσης	trainscg
Εποχές	500

Η πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού δίνει σφάλμα της τάξης του 7.81%, η δευτέρου 10.70%, η τρίτου 9.64% και η τετάρτου 9.75%. Στο Σχήμα 6.13 φαίνονται οι προβλεπόμενες τιμές συναρτήσει των πραγματικών για τις προβλέψεις από τις πολυωνυμικές συναρτήσεις.



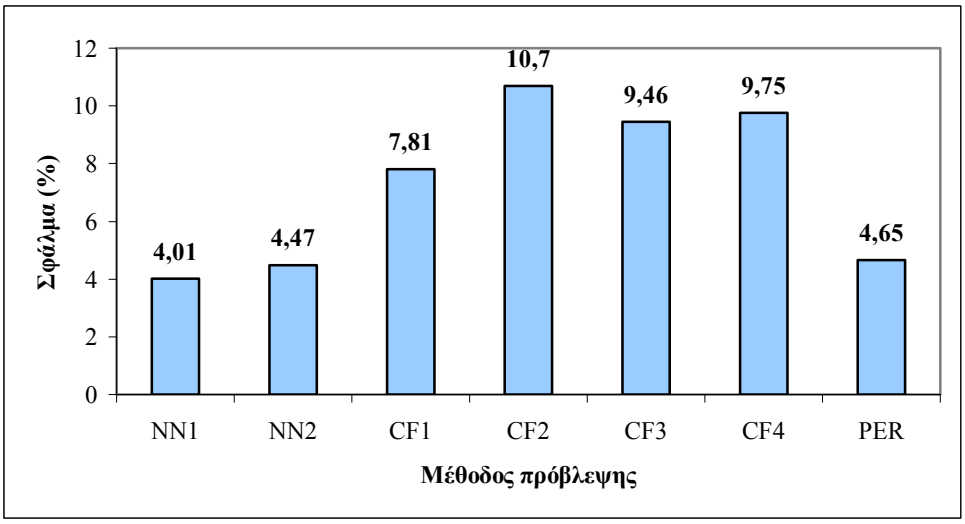
Σχήμα 6.13. Ημερήσια πρόβλεψη με τις πολυωνυμικές μεθόδους για την 25/12/1999

Η απλοϊκή μέθοδος παράγει αποτελέσματα με σφάλμα της τάξης του 4.65%. Στο Σχήμα 6.14 φαίνονται γραφικά οι προβλεπόμενες τιμές από την απλοϊκή μέθοδο σε σχέση με τις πραγματικές.



Σχήμα 6.14. Τιμές πρόβλεψης με την απλοϊκή μέθοδο για τις 25/12/1999, της αγοράς της Καλιφόρνιας

Στο παρακάτω γράφημα φαίνονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των μοντέλων πρόβλεψης που χρησιμοποιηθήκαν. Παρ' όλο που για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο όλα τα μοντέλα παρουσιάζουν πολύ καλή συμπεριφορά, τα νευρωνικά δίκτυα παραμένουν αξιόπιστα με πολύ χαμηλό ημερήσιο σφάλμα πρόβλεψης. Εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα και σ' αυτήν την περίοδο παρουσιάζει και η απλοϊκή μέθοδος με ημερήσιο σφάλμα πρόβλεψης κάτω του 5%.



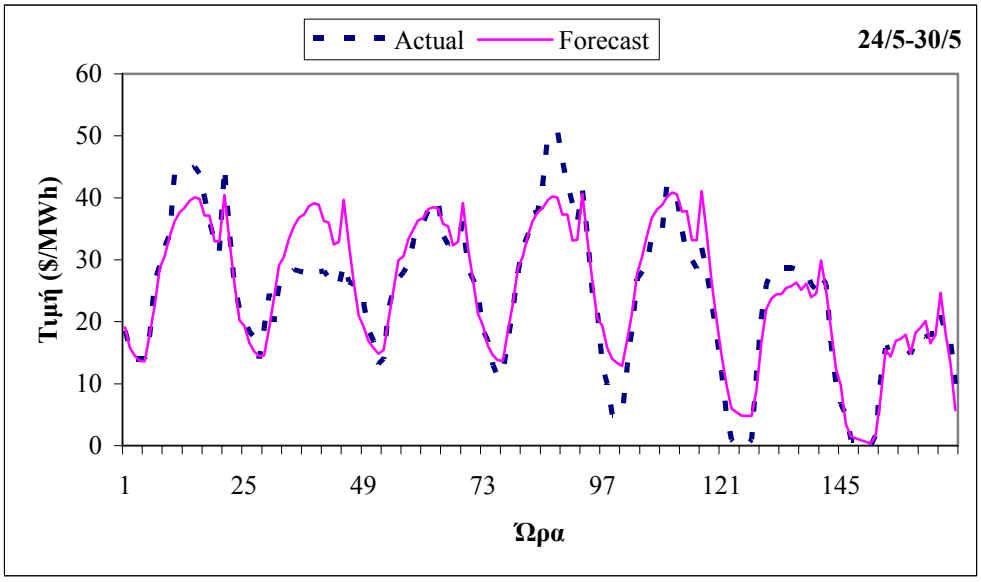
Σχήμα 6.15. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ημερήσιων σφαλμάτων για τα μοντέλα πρόβλεψης

6.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΕΒΔΟΜΑΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Όμοια με την προηγούμενη παράγραφο η επιλογή των εβδομάδων πρόβλεψης γίνεται με τυχαίο τρόπο.

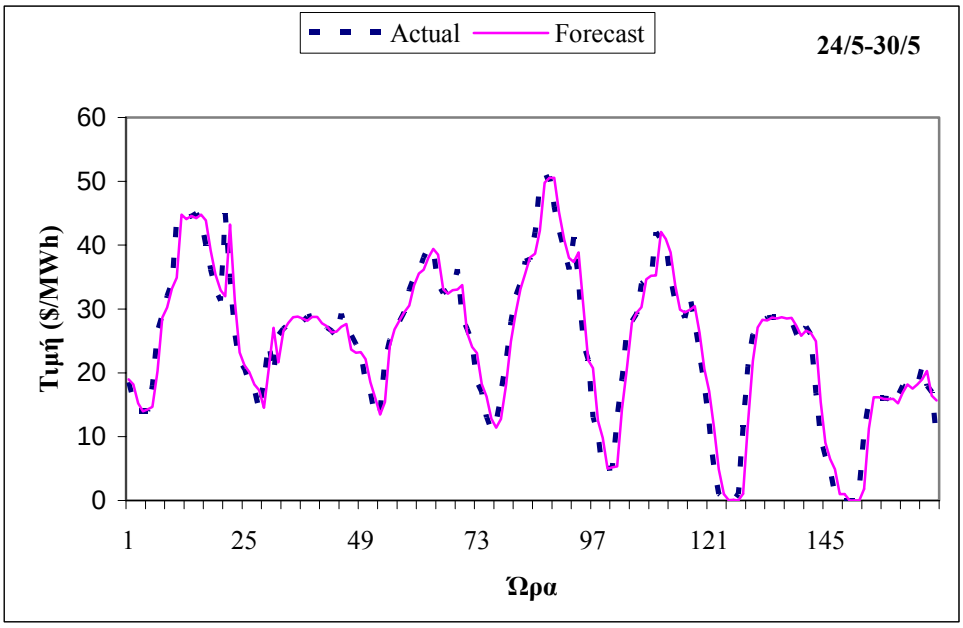
6.2.1 Εβδομάδα άνοιξης

Το σύνολο εκπαίδευσης για το νευρωνικό δίκτυο για την εβδομάδα της άνοιξης είναι από τη 1/3/1999 έως τις 23/5/1999, 12 βδομάδες. Η βδομάδα ελέγχου – πρόβλεψης είναι από και τις 24/5/1999 έως τις 30/5/1999. Τα νευρωνικά δίκτυα, με ένα και με δύο κρυφά στρώματα, είναι αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της ημέρας της άνοιξης (Πίνακας 6.1, Πίνακας 6.2).



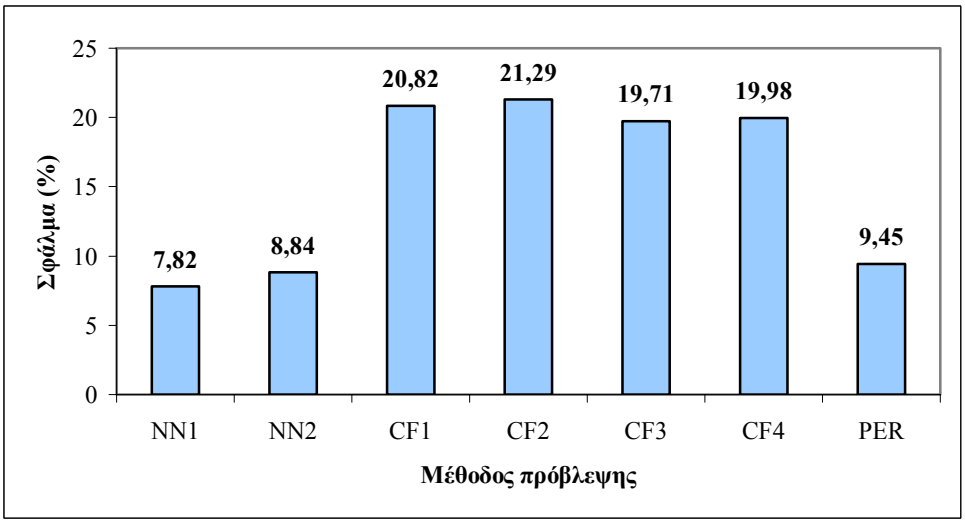
Σχήμα 6.16. Πρόβλεψη νευρωνικού δικτύου με δύο κρυφά στρώματα για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999

Το εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης για το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα είναι της τάξης του 7.82% και αντίστοιχα για αυτό με δύο κρυφά στρώματα 8.84%. Για την πολυωνυμική συνάρτηση πρώτου βαθμού το εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης είναι 20.82%, για τη δευτέρου 21.29%, για του τρίτου 19.71% και για του τετάρτου 19.98%.



Σχήμα 6.17. Πρόβλεψη με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999

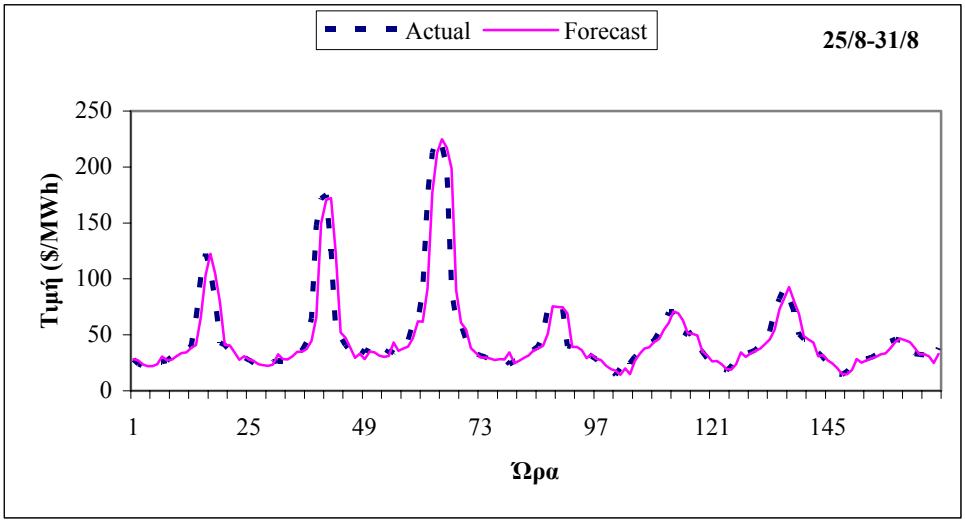
Η απλοϊκή μέθοδος παράγει αποτελέσματα με εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 9.45%. Στο παρακάτω γράφημα (Σχήμα 6.18) παρουσιάζονται συνολικά τα εβδομαδιαία σφάλμα για όλες τις μεθόδους πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν. Όπως φαίνεται από το Σχήμα 6.18 το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα.



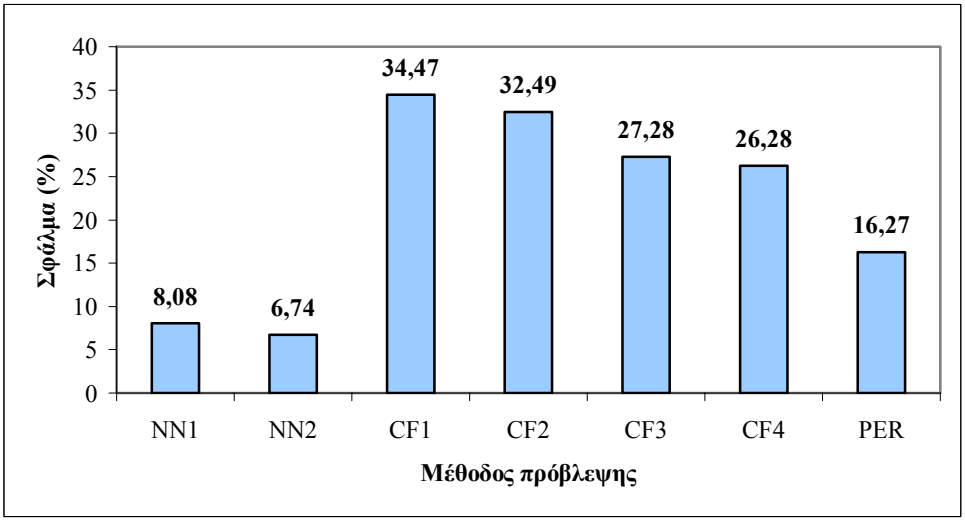
Σχήμα 6.18. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 24/5/1999-30/5/1999

6.2.2 Εβδομάδα καλοκαιριού

Η εβδομάδα πρόβλεψης για την εποχή του καλοκαιριού ξεκινάει στης 25/8/1999 και τελειώνει στης 31/8/1999. Το σύνολο εκπαίδευσης για τα νευρωνικά και την πολυωνυμική μέθοδο ξεκινάει από τις 2/6/1999 και φτάνει ως τις 24/8/1999. Τα νευρωνικά δίκτυα ενός και δύο κρυφών στρωμάτων παρουσιάζονται στους πίνακες για της παραγράφου 6.1.2 (Πίνακας 6.3, Πίνακας 6.4). Το εβδομαδιαίο σφάλμα για το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα είναι 8.08% ενώ με δύο κρυφά στρώματα είναι 6.74%. Τα αποτελέσματα της πολυωνυμικής συνάρτησης εμπεριέχουν υψηλότερο σφάλμα, πιο συγκεκριμένα η πολυωνυμική μέθοδος πρώτου βαθμού έχει εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 34.47%, η δευτέρου 32.49%, η τρίτου 27.28% και η τετάρτου 26.28%. Τα σφάλμα πρόβλεψης για την απλοϊκή μέθοδο είναι της τάξης του 16.27%.



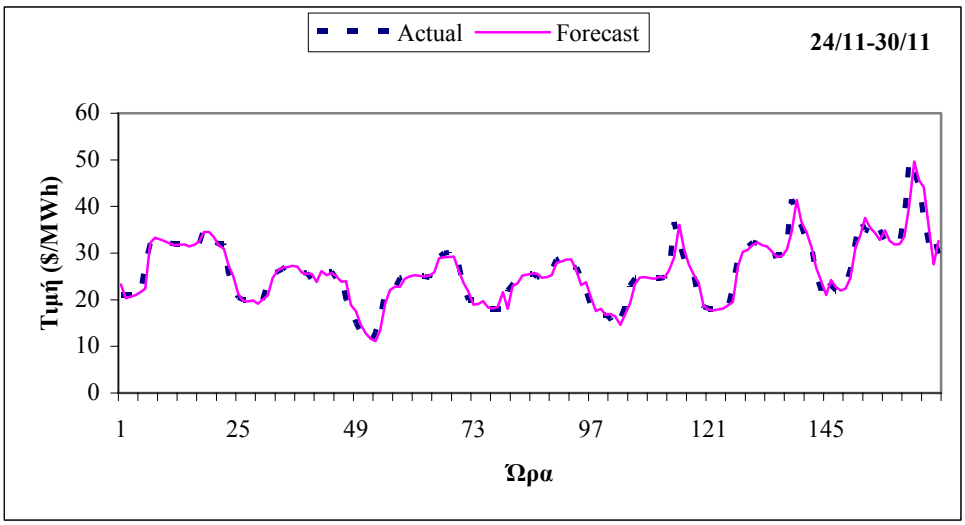
Σχήμα 6.19. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 25/8/1999-31/8/1999



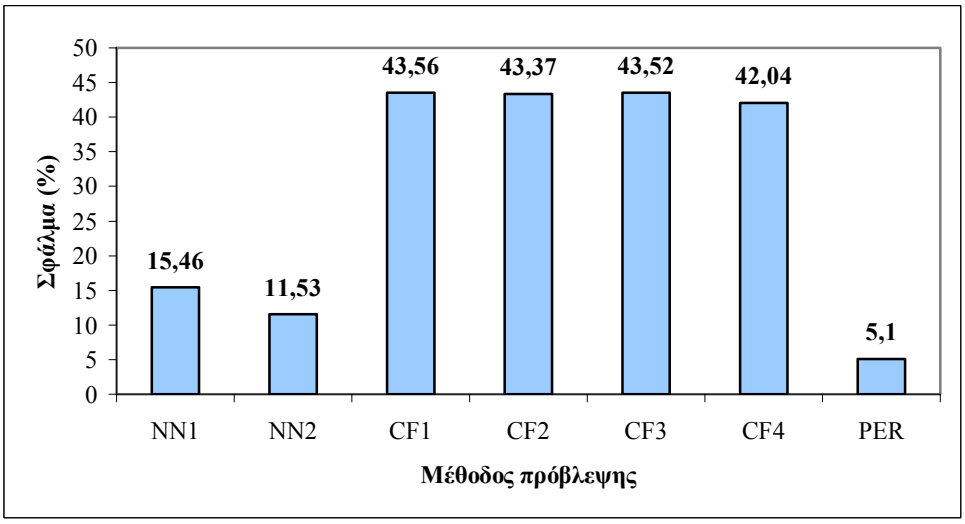
Σχήμα 6.20. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 25/8/1999-31/8/1999

6.2.3 Εβδομάδα φθινοπώρου

Η βδομάδα πρόβλεψης για την εποχή του φθινοπώρου ξεκινάει στης 24/11/1999 και τελειώνει στης 30/11/1999. Το σύνολο εκπαίδευσης ξεκινάει στης 2/9/1999 και τελειώνει στης 23/11/1999. Τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων, με ένα και δύο κρυφά στρώματα, που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στην παράγραφο 6.1.3 (Πίνακας 6.5, Πίνακας 6.6). Το εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης για το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα είναι της τάξης του 15.46%, ενώ με δύο κρυφά στρώματα είναι της τάξης του 11.53%. Η πολυωνυμική μέθοδος πρώτου βαθμού παράγει αποτελέσματα με εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 43.56%, η δευτέρου βαθμού 43.37%, η τρίτου 43.52% και η τετάρτου 42.04%. Η απλοϊκή μέθοδος έχει σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 5.10%.



Σχήμα 6.21. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 24/11/1999-30/11/1999

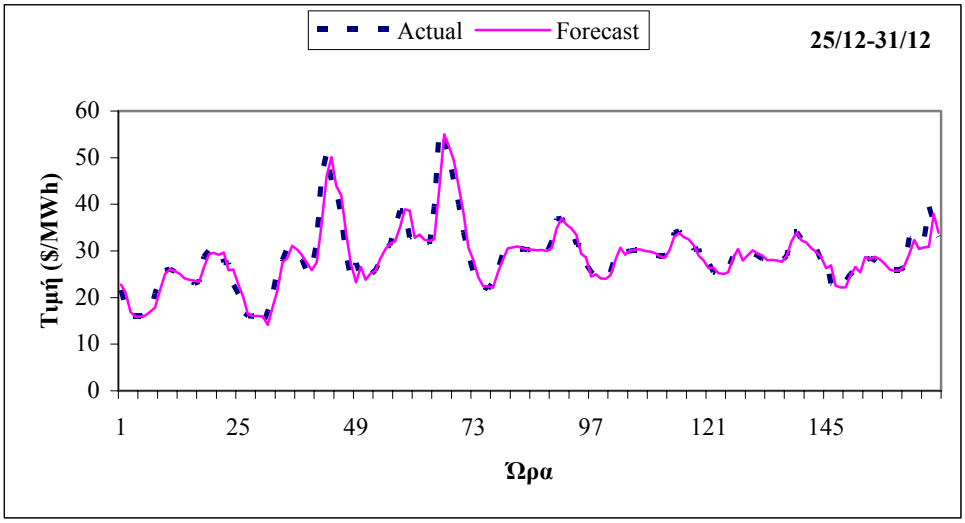


Σχήμα 6.22. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 24/11/1999-30/11/1999

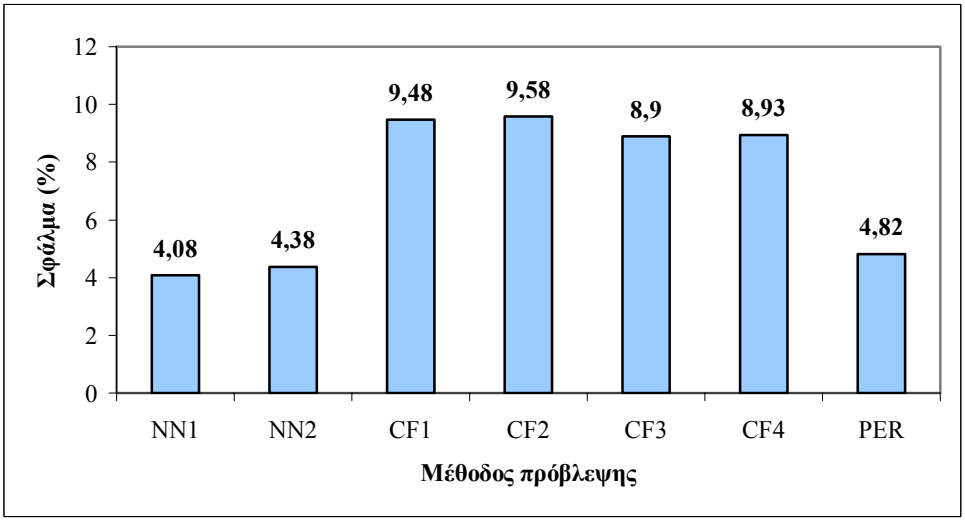
Η μικρή τιμή του σφάλματος για την απλοϊκή μέθοδο μπορεί να δικαιολογηθεί από τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς, όπως και στην παράγραφο 6.1.3.

6.2.4 Εβδομάδα χειμώνα

Η βδομάδα πρόβλεψης για την εποχή του χειμώνα ξεκινάει στης 6/11/1999 και τελειώνει στης 24/12/1999. Το σύνολο εκπαίδευσης ξεκινάει στης 25/12/1999 και τελειώνει στης 31/12/1999. Τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων, με ένα και δύο κρυφά στρώματα, που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στην παράγραφο 6.1.4 (Πίνακας 6.7, Πίνακας 6.8). Το εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης για το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα είναι της τάξης του 4.08%, ενώ με δύο κρυφά στρώματα είναι της τάξης του 4.38%. Η πολυωνυμική μέθοδος πρώτου βαθμού παράγει αποτελέσματα με εβδομαδιαίο σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 9.48%, η δευτέρου βαθμού 9.58%, η τρίτου 8.90% και η τετάρτου 8.93%. Η απλοϊκή μέθοδος έχει σφάλμα πρόβλεψης της τάξης του 4.82%.



Σχήμα 6.23. Προβλεπόμενες τιμές με την απλοϊκή μέθοδο για την εβδομάδα από 25/12/1999-31/12/1999



Σχήμα 6.24. Εβδομαδιαία σφάλματα για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν για την εβδομάδα από 25/12/1999-31/12/1999

Στο Σχήμα 6.24 παρουσιάζονται τα εβδομαδιαία σφάλμα για τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν. Παρατηρείται ότι όλα τα μοντέλα παράγουν τιμές με σφάλμα κάτω του 10%. Καλύτερο μοντέλο για τη συγκεκριμένη περίοδο είναι το νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα με σφάλμα της τάξης του 4.08%.

7ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα της εργασίας. Τέλος αναφέρονται μελλοντικές προεκτάσεις που μπορεί να έχει η συγκεκριμένη έρευνα.

7.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της εργασίας, τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν την πιο αξιόπιστη συμπεριφορά συγκριτικά με την απλοϊκή και την πολυωνυμική μέθοδο πρόβλεψης. Στο 6ο Κεφάλαιο παρουσιάστηκαν αποτελέσματα πρόβλεψης για διάφορες περιόδους. Σύμφωνα με αυτά το νευρωνικό δίκτυο έχει:

- Το χαμηλότερο μέσο σφάλμα στο σύνολο ελέγχου, γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα αξιόπιστο για την πρόβλεψη σε ένα δύσκολο πρόβλημα πρόβλεψης που είναι η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.
- Σταθερή συμπεριφορά για όλες τις περιόδους της έρευνας. Χαμηλή επικινδυνότητα για τις προβλεπόμενες τιμές.
- Μικρός υπολογιστικός χρόνος. Παραγωγή αποτελεσμάτων σε λίγο χρόνο κάτι που καθιστά ιδιαίτερα ευέλικτο το συγκεκριμένο μοντέλο πρόβλεψης.

Βασικό μειονέκτημα της μεθόδου είναι η μη σταθερή δομή του νευρωνικού δικτύου για διαφορετικές περιόδους πρόβλεψης. Η συμπεριφορά της τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας μεταβάλλεται για διαφορετικές εποχές του χρόνου, έτσι και η συμπεριφορά του νευρωνικού δικτύου, που ορίζεται από τα χαρακτηριστικά του, οφείλει να ακολουθεί την τάση των τιμών.

Αξιοπρόσεκτη είναι η συμπεριφορά της απλοϊκής μεθόδου για την εποχή του φθινοπώρου όπου δίνει πολύ καλά αποτελέσματα. Γενικά, αρκετά μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να παράγουν πολύ ακριβή αποτελέσματα για ορισμένες χρονικές περιόδους, ενώ σε άλλες να έχουν υψηλές τιμές σφάλματος πρόβλεψης.

7.2 ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ

Το μοντέλο που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία μπορεί να επεκταθεί και να τροποποιηθεί κατάλληλα, αποτελώντας τη βάση για τη δημιουργία ενός πιο σύνθετου αλλά και αποδοτικού εργαλείου πρόβλεψης της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

Πιο συγκεκριμένα, το γραφικό περιβάλλον του μοντέλου μπορεί να τροποποιηθεί κατάλληλα ώστε να δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να υπολογίζει τα βέλτιστα χαρακτηριστικά του νευρωνικού δικτύου της επιλογής του. Ακόμη μπορεί να

υπολογίζει την επιμέρους βέλτιστη τιμή για το χαρακτηριστικό της επιλογής του χρήστη. Το αρχείο εξόδου του λογισμικού και η παρουσίαση των αποτελεσμάτων του θα μπορούσε να γινόταν σε γραφικό περιβάλλον με το οποίο ο χρήστης θα εντοπίζει πιο εύκολα τη βέλτιστη συμπεριφορά. Γενικά προγράμματα τα οποία έχουν γραφικό περιβάλλον χρήζουν συνεχούς βελτίωσης. Το γραφικό περιβάλλον εκτός από το πρακτικό κομμάτι της λειτουργίας του, την εισαγωγή δεδομένων, πρέπει να απεικονίζει τα δεδομένα με λειτουργικό τρόπο και να είναι εύχρηστο.

Όσον αφορά το λογισμικό, θα μπορούσαν να συμπεριληφθούν και να υπολογίζονται αυτόματα οι τιμές και τα σφάλματα πρόβλεψης από άλλα μοντέλα πρόβλεψης ώστε τα αποτελέσματα να συγκρίνονται αυτόματα. Παράλληλα μπορεί να γίνει περαιτέρω σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης, όπου η μέθοδος πρόβλεψης με νευρωνικά δίκτυα θα αξιολογηθεί σε άλλα χαρακτηριστικά πέραν του σφάλματος πρόβλεψης, όπως ο υπολογιστικός χρόνος και η γενική συμπεριφορά του μοντέλου.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] 'Summary of the training functions in Matlab's NN toolbox', Vladimir Vacic

[2] Pavlos S. Georgilakis, 'Artificial Intelligence Solution to Electricity Price Forecasting Problem', Applied Artificial Intelligence (article inpress).

[3] Mohammad Shahidehpour, Hatim Yamin, Zuyi Li, 'Market Operations in Electric Power Systems', IEEE Press, 2002.

[4] Παύλος Γεωργιλάκης, 'Σχεδιασμός και Λειτουργία Αγορών Ηλεκτρικής Ενέργειας', Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά, 2005.

[5] Antonio J. Conejo, Javier Contreras, Rosa Espinola, Miguel A. Plazas, 'Forecasting Electricity Prices for a Day-Ahead Pool-Based Electric Energy Market', Elsevier Inc, 2006, Vol. 19, Issue 7, pp 1040-6190.

[6] Greg Hamm and Adam Borison, 'Forecasting Long-Run Electricity Prices', International Journal of Forecasting, Vol. 21, 2005, pp 435-462.

[7] 'MATLAB Creating Graphical User Interfaces', The MathWorks Inc., 2000-2005.

[8] Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan, 'Neural Network Toolbox Users's Guide', The MathWorks, Inc., 1992-2006.

[9] Ιστοσελίδα: http://www.caiso.com: Sponsored by the California Independent Sysem Operator, 2001.